

Estudio del problema de ruteo de vehículos con balance de carga: Aplicación de la meta-heurística Búsqueda Tabú.

Trabajo de grado presentado como requisito parcial para obtener el título de

Magíster en Gerencia de Operaciones
(Modalidad de Investigación)

Angélica Sarmiento Lepesqueur

Director:
Carlos Leonardo Quintero Araujo M.Sc.

Presentado públicamente el día 20 de Febrero de 2014

Jurado:

Jairo Rafael Montoya Torres, Ph.D., Dr-Hab.

Universidad de La Sabana

Sonia Alexandra Jaimes Suárez, M.Sc,

Escuela Colombiana de Ingeniería Julio Garavito

Universidad de La Sabana
Escuela Internacional de Ciencias Económicas y Administrativas
Chía, Colombia
2014

AGRADECIMIENTOS

El autor expresa su agradecimiento:

Al director del proyecto CARLOS LEONARDO QUINTERO ARAUJO (MSc) por su apoyo incondicional y orientación durante todo el desarrollo de la Maestría en Gerencia de Operaciones. Sin su paciencia y perseverancia en la elaboración de este proyecto no se tendrían los resultados aquí plasmados.

Al profesor CARLOS ALBERTO VEGA MEJIA (MSc) por su valioso aporte y colaboración en la programación del algoritmo de la meta – heurística propuesta en el proyecto.

A la Universidad de La Sabana, en especial a la comisión de la Maestría en Gerencia de Operaciones por la beca concedida para poder realizar los estudios de maestría y por el voto de confianza que me dieron para poder terminar este proyecto.

A la Escuela Colombiana de Ingeniería Julio Garavito por el apoyo en tiempo durante la realización de la Maestría.

Por último doy infinitas gracias a mis amigos y a mi familia por darme el apoyo necesario para no desfallecer y poder culminar la presentación final del proyecto de grado.

Resumen: El Problema de Ruteo de Vehículos (VRP – por su sigla en inglés) es uno de los problemas de optimización combinatoria más estudiados en las últimas décadas. Este consiste en determinar un conjunto de rutas para una flota de vehículos que parte de uno o más depósitos para satisfacer la demanda de clientes dispersos geográficamente. El enfoque tradicionalmente utilizado ha sido la optimización de un solo objetivo; sin embargo, en la realidad organizacional optimizar más de un objetivo permite la toma de decisiones con una visión de negocio más integral.

El presente trabajo estudia el problema de ruteo de vehículos bajo un enfoque multi-objetivo, en el cual se incorpora además de la minimización de la distancia, el balance de carga como objetivo de optimización. Al hacer una exhaustiva revisión de la literatura del problema de ruteo de vehículos multi-objetivo se evidenció que el balance de carga es un objetivo que se ha estudiado poco y en la mayoría de los trabajos analizados, se ha considerado el balance de carga desde la perspectiva de la longitud de las rutas. Como consecuencia, en este trabajo se definió el balance de carga como la diferencia de carga entre los vehículos con mayor y menor cantidad de producto a transportar hacia los clientes.

Para la caracterización del problema de ruteo de vehículos multi-objetivo, mono-depósito con balance de cargas, se desarrolló un modelo de programación entera mixta el cual se implementó en GAMS y se probó con las primeras siete instancias de Augerat et al. (1998) obteniendo resultados prometedores tanto en el enfoque mono-objetivo como en el multi-objetivo. Por otra parte, teniendo en cuenta la complejidad del problema estudiado, se desarrolló un algoritmo de Búsqueda Tabú con tamaños de lista tabú fija y dependiente del número de nodos, el cual se probó con todas las instancias de Augerat et al. (1998) set A obteniendo los mejores resultados para la versión con lista dependiente del número de nodos. Por lo tanto, se considera que, tanto el modelo propuesto como la herramienta meta-heurística de solución, son una buena herramienta de apoyo al proceso de toma de decisiones operativas relacionadas con el ruteo de vehículos.

Palabras Clave: ruteo de vehículos, optimización multi-objetivo, balance de carga, programación entera mixta, búsqueda tabú

Abstract: In these past decades, one of the most studied combinatorial optimization problems is the Vehicle Routing Problem (VRP). The problem consists on determining a set of routes for a fleet of vehicles, which departs from one or multiple depots with the goal of fulfilling the demand of a set of clients that are geographically scattered. Traditional approaches tend towards the optimization of one single objective; however, real life situations demand the consideration of multiple objectives in order to attain a more complete business scope.

This work presents a multi-objective approach for the VRP in which not only the total distance travelled is minimized, but also load balance between vehicles is optimized as well. After a comprehensive literature review on the multi-objective VRP, it was found that load balancing between vehicles has not been thoroughly studied and, in most cases, it has been viewed from a *vehicle travelled distance*-perspective. As a consequence, in this work load balancing was defined as the load difference between the least and most loaded vehicles.

The characterization of the multi-objective, single-depot VRP with load balancing was done by means of a Mixed Integer Program (MIP), which was solved using GAMS and tested with the first seven instances proposed in Augerat et al. (1998). Promising results were obtained for both the single- and multi-objective approaches. On the other hand, considering the complexity of the problem a Tabu Search procedure is proposed. The proposed algorithm considers tabu list sizes fixed and independent from the problems node quantity and was tested with all Set-A instances from Augerat et al. (1998), where the best results were found with the node-dependent tabu list. In conclusion, it can be stated that both the proposed MIP model and Tabu Search algorithm, form an appropriate tool to aid decision making regarding operative decisions in vehicle routing situations.

Key-words: vehicle routing, multi-objective optimization, load balancing, Mixed Integer Program, Tabu Search

CONTENIDO

	pág.
1. PRESENTACIÓN DEL PROBLEMA DE INVESTIGACIÓN	8
1.1. ENUNCIADO	8
1.2. FORMULACIÓN DEL PROBLEMA	9
1.3. OBJETIVO GENERAL	9
1.4. OBJETIVOS ESPECÍFICOS	9
1.5. JUSTIFICACIÓN Y DELIMITACIÓN DE LA INVESTIGACIÓN	10
1.6. MARCO TEÓRICO	11
1.6.1. Introduccion a VRP	11
1.6.2. Representación gráfica de un VRP	12
1.6.3. Formulación matemática de un VRP	13
1.6.4. Algunas Variantes del VRP	14
1.6.5. Técnicas de solución al problema VRP	15
1.6.6. Problemas Multi-Objetivo	15
1.7. REVISIÓN DE LA LITERATURA SOBRE PROBLEMAS DE RUTEO DE VEHICULOS MULTI-OBJETIVO	17
1.7.1. Variantes	18
1.7.2. Métodos de Solución	19
1.7.3. Objetivos	20
1.7.4. VRP con balance de carga	27
1.8. CONCLUSIONES DEL CAPÍTULO	28
2. MODELO MATEMÁTICO PROPUESTO	30
2.1. CARACTERÍSTICAS DEL MODELO Y SUPUESTOS	30
2.2. FORMULACIÓN MODELO MATEMÁTICO	30
2.3. RESULTADOS DEL MODELO MATEMÁTICO	33
2.4. CONCLUSIONES DEL CAPÍTULO	36
3. META-HEURÍSTICA DE BÚSQUEDA TABÚ PROPUESTA	37
3.1. DESCRIPCIÓN DEL ALGORITMO PROPUESTO.	38

3.2.	RESULTADOS DE LA META - HEURÍSTICA	43
3.2.1.	Comparación de los resultados y mejor solución	44
3.2.2.	Análisis de resultados con balance de carga	47
3.3.	DISEÑO Y ANÁLISIS EXPERIMENTAL	51
3.3.1.	Comprobación de supuestos del diseño experimental	51
3.3.2.	Factores e interacciones relevantes en la meta-heurística propuesta	53
3.3.3.	Medias para cada factor	55
3.4.	CONCLUSIONES DEL CAPÍTULO	59
4.	CONCLUSIONES Y PERSPECTIVAS DE INVESTIGACIÓN	60
4.1.	CONCLUSIONES	60
4.2.	PERSPECTIVAS DE INVESTIGACIÓN	61
	BIBLIOGRAFÍA	62

LISTA DE GRÁFICAS

	pág.
Gráfica 1. Representación gráfica del problema de ruteo de vehículos VRP	13
Gráfica 2 Distribución según Variantes en VRP Multi-objetivo	19
Gráfica 3 Distribución según método de solución	20
Gráfica 4 Distribución según número de objetivos	21
Gráfica 5 Distribución según objetivo	21
Gráfica 6. Diagrama de Flujo Meta-heurística propuesta.	38
Gráfica 7. Gap computacional con relación a la mejor solución	46
Gráfica 8. Tiempo de ejecución para cada instancia	46
Gráfica 9. Análisis multi-objetivo. Instancia A-n32-k5.vrp	48
Gráfica 10. Gap promedio con relación al óptimo de distancia	49
Gráfica 11. Diferencia carga ideal vs carga real	49
Gráfica 12. Análisis multi-objetivo. Promedio de las instancias	50
Gráfica 13. Histograma y diagrama de probabilidad normal	52
Gráfica 14. Gap promedio con los mejores parámetros	58

LISTA DE TABLAS

	pág.
Tabla 1. Clasificación problemas de ruteo de vehículos multi-objetivo.	17
Tabla 2. Resumen Ilustrativo de Clasificación	24
Tabla 3. Instancias de prueba del Modelo Matemático	33
Tabla 4. Resultados instancia A-n32-k5	35
Tabla 5. Consolidado de los resultados.	35
Tabla 6. Instancias de prueba de la Meta-heurística	43
Tabla 7. Resultados meta-heurística sin objetivo de balance de carga	45
Tabla 8. Resultados meta-heurística con balance de carga. Instancia A-n32-k5.vrp	47
Tabla 9 Factores y niveles para el diseño experimental	51
Tabla 10 Prueba de normalidad de los residuos estandarizados	52
Tabla 11 Prueba de correlación de los residuos	53
Tabla 12 Prueba de homogeneidad de varianzas	53
Tabla 13 Prueba de efectos inter-sujetos	54
Tabla 14 Diferencia de medias. Factor lista Tabú.	55
Tabla 15 Contraste Tukey. Factor Tolerancia Balance	56
Tabla 16 Contraste Tukey. Factor Diferencia de demanda	57
Tabla 17. Parámetros y niveles relevantes en la meta – heurística.	57
Tabla 18 Gap de los dos objetivos con los mejores parámetros y niveles	58

1. PRESENTACIÓN DEL PROBLEMA DE INVESTIGACIÓN

1.1. ENUNCIADO

El Problema de Ruteo de Vehículos (Vehicle Routing Problem o VRP, por sus siglas en inglés), consiste en determinar un conjunto de rutas para una flota de vehículos que parten de uno o más depósitos o almacenes para satisfacer la demanda de varios clientes dispersos geográficamente (Hillier & Lieberman, 2006). El objetivo es entregar la demanda de dichos clientes minimizando el costo total involucrado en las rutas.

En los últimos años el tema del estudio de problemas de ruteo de vehículos ha tomado gran importancia para las empresas ya que el costo del transporte, tanto en la industria como en el sector de servicios, representa una porción importante en el valor final del producto o del servicio ofrecido, según (Toth & Vigo, 2002) dicho costo representa entre el 10% y el 20% del costo final de los bienes, por tal razón lograr una adecuada distribución de los productos a los usuarios finales juega un papel importante en la gestión de sistemas y su adecuada planificación puede significar considerables ahorros para las empresas.

Pero no sólo en el ámbito empresarial ha tomado fuerza este tema ya que los problemas de ruteo de vehículos dentro del área de programación matemática se clasifican como problemas de Optimización Combinatoria y pertenecen, en su mayoría, a la clase NP-Hard. (Garey & Johnson, 1979). Por tal razón, en el ámbito académico existe una gran motivación por encontrar y estudiar nuevas técnicas que den solución a este tipo de problemas ya que no es posible construir un algoritmo exacto que en un tiempo polinomial resuelva cualquier instancia del problema ya que el tiempo que se demora el algoritmo en encontrar una solución óptima, crece de manera exponencial con el tamaño del problema.

Sin embargo en la mayoría de la literatura académica encontrada acerca de los estudios realizados de problemas de ruteo de vehículos, se hacen simplificaciones importantes, una de ellas y quizás la más relevante, es la de suponer que solo existe un criterio de decisión (se optimiza usualmente el costo) y se plantea de esta manera una función a optimizar mono-objetivo. Esto sin duda alguna se vuelve en una limitante importante para el modelo cuando pensamos a nivel operativo en donde esta simplificación puede quitarle utilidad práctica al modelo alejándolo demasiado de la realidad que se pretende analizar.

En esta investigación se estudia una variante del Problema de Ruteo de Vehículos en la cual se consideran dos objetivos a optimizar: por un lado la minimización del costo total y por otro, buscar el equilibrio entre la carga de trabajo de cada vehículo o empleado. Este problema está clasificado dentro de los problemas de ruteo de vehículos multi-objetivo y es conocido como el problema de Ruteo de Vehículo con Balance de Carga (Vehicle Routing problems with load balancing o VRPRB). Esta variación ha sido relativamente poco estudiada en la literatura y usualmente se maneja como carga de trabajo la distancia

recorrida por cada vehículo, en esta investigación el balance de carga se entenderá como la menor diferencia posible entre la carga de los vehículos con menor y mayor cantidad de productos a entregar.

1.2. FORMULACIÓN DEL PROBLEMA

¿Qué investigaciones se han adelantado sobre el problema de ruteo de vehículos multi-objetivo y qué enfoques de solución se relacionan en la literatura para la solución de los mismos?

¿Cómo se puede caracterizar, por medio de un modelo matemático, el problema de ruteo de vehículos mono-depósito con balance de carga?

¿Qué método de solución puede ser eficiente para el problema de ruteo de vehículos mono-depósito con balance de carga?

¿Qué ventajas o beneficios se pueden obtener al implementar técnicas de optimización multi-objetivo para la resolución de problemas de ruteo de vehículos?

1.3. OBJETIVO GENERAL

Analizar y comprender las implicaciones que tiene la utilización de modelos de optimización, tanto exactos como meta-heurísticos, en la interpretación y solución de problemas de ruteo de vehículos multi-objetivo, con el fin de comparar los resultados encontrados en el presente trabajo con los resultados de trabajos previos tanto en ambientes mono-objetivo como multi-objetivo.

1.4. OBJETIVOS ESPECÍFICOS

- Formular un modelo matemático que caracterice el problema general de ruteo de vehículos multi-objetivo, mono-depósito con balanceo de carga cuando los dos objetivos que se persiguen es la minimización de costo-distancia y equilibrar la carga entre empleados entendiendo por carga la cantidad de artículos a entregar o el número de clientes a visitar.
- Proponer un enfoque de solución al problema de ruteo de vehículos multi-objetivo con balance de carga por medio de la utilización de la meta-heurística Búsqueda Tabú. y comparar la eficacia de este procedimiento frente a otros encontrados en la literatura probándolos en instancias conocidas de este problema.
- Definir y calcular parámetros que permitan establecer el mejor desempeño del enfoque de solución propuesto al implementar técnicas de optimización multi-objetivo para la

resolución de problemas de ruteo de vehículos.

1.5. JUSTIFICACIÓN Y DELIMITACIÓN DE LA INVESTIGACIÓN

El estudio de problemas multi-objetivo en el tema de ruteo de vehículos cada vez toma más fuerza e interés tanto en el ámbito académico como en la aplicación a problemas del día a día debido a que este enfoque se acerca más a la interpretación de la realidad. Por ejemplo, aunque sólo se considerara el costo como objetivo a minimizar en un problema de ruteo de vehículos, es posible definir varios costos para el mismo problema (distancia, financiero, etc.); adicionalmente tenemos otros criterios de decisión que no pueden ser considerados como costos como lo son los retrasos o el equilibrio en la utilización de recursos en la entrega. Esta investigación busca ser un aporte en el ámbito académico al acercar los modelos teóricos a la caracterización del sistema real que se pretende estudiar.

La investigación se limita a analizar el problema de ruteo de vehículos con balance de carga (VRPRB) en instancias conocidas en la literatura y de la cual se conocen los resultados obtenidos por otros métodos de solución, sin embargo esto no quiere decir que el estudio no pueda ser aplicado posteriormente en problemas reales que presenten características similares al problema planteado.

1.6. MARCO TEÓRICO

1.6.1. Introduccion a VRP

El problema de Ruteo de Vehículos VRP surge por primera vez cuando (Dantzig & Ramser, 1959) realizan una formulación del problema para una aplicación de distribución de combustible. En este artículo ellos definen dicho problema como: “la determinación de la ruta óptima para una flota de vehículos que parten de uno o más depósitos (almacenes) para satisfacer la demanda de varios clientes dispersados geográficamente”.

Años más tarde, (Clarke & Wright, 1964) desarrollaron el primer algoritmo efectivo para solucionar el VRP, conocido como el algoritmo de ahorros. A partir de ese momento el estudio de ruteo de vehículos ha crecido enormemente, tanto en la construcción de modelos que se acerquen más a la realidad como en la búsqueda de métodos de solución que sean cada vez más eficientes.

Según (Lüer et al., 2009) VRP es uno de los problemas más conocidos y desafiantes en la programación lineal entera y hace parte de los problemas llamados NP-Hard, que son los problemas que no se pueden resolver en un tiempo polinomial. El tiempo y esfuerzo computacional requerido para resolver este problema aumenta exponencialmente respecto al tamaño del problema, es decir, la cantidad de nodos a ser visitados por los vehículos. Por esta razón se han ideado algoritmos que no garantizan optimalidad, pero que logran entregar buenas soluciones a estos problemas difíciles de resolver como lo son las heurísticas y meta-heurísticas.

Componentes de un problema de Ruteo de Vehículos

Según lo planteado por (Oliveira, 2004) un problema de ruteo de vehículos puede presentar diferentes características en cuanto a los clientes, depósitos y vehículos y estas diferencias son las que dan lugar a diferentes variantes del problema.

- **Los clientes**

Cada cliente tiene cierta demanda que debe ser cubierta por algún vehículo, esta demanda puede ser determinística o estocástica. En algunos casos, es posible que un mismo vehículo no pueda satisfacer la demanda de todos los clientes en una misma ruta. En otros casos la demanda no es un bien sino un servicio donde se da por cumplido el objetivo si el cliente es visitado por un vehículo, lo usual es que cada cliente deba ser visitado exactamente una vez, sin embargo, en ciertos casos se acepta que la demanda de un cliente sea satisfecha en momentos diferentes y por vehículos diferentes.

Otra característica relacionada con los clientes es que se puede tener restricciones asociadas al instante de tiempo en el cual se puede visitar al cliente (horario pactado). Usualmente estas condiciones se expresan como intervalos de tiempo conocidos como ventanas de tiempo.

- **Los Depósitos**

Los vehículos y los productos a entregar usualmente parten de un solo depósito y se tiene como condición que cada ruta definida comience y finalice en el depósito, sin embargo existen variaciones donde se tienen problemas que consideran problemas multi-depósito en los que cada depósito tiene características propias como lo son su ubicación y la capacidad máxima de almacenamiento. Cuando el vehículo no está obligado a regresar al depósito se tipifica un *OpenVRP*, situación que se presenta en la vida real, por ejemplo, cuando el conductor es el mismo propietario del vehículo.

- **Los Vehículos**

La flota de vehículos puede ser homogénea o heterogénea en cuanto a su capacidad, tipo de producto que puede transportar y el costo fijo en el que se incurre al usar cada vehículo. Se encuentran problemas con vehículos con capacidad limitada o ilimitada. Es posible encontrar restricciones sobre el tiempo máximo que un vehículo puede estar en circulación y en algunos casos se desea que la cantidad de trabajo realizado por los vehículos (usualmente el tiempo de viaje) sea equilibrada entre ellos.

- **Tipo de red y objetivos mas comunes**

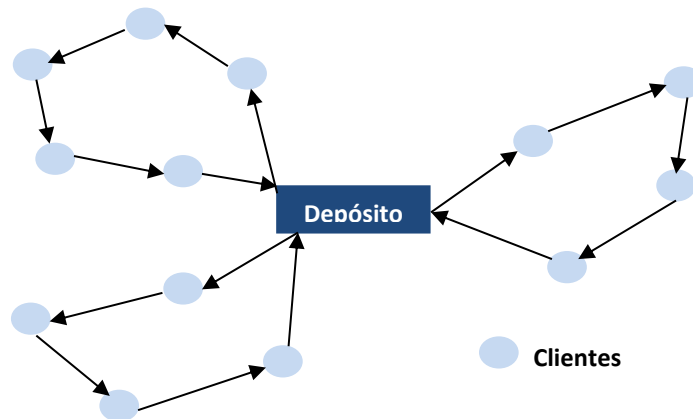
Según (Jozefowicz et al., 2008) existen otros componentes importantes al definir un problema de ruteo como lo son: el tipo de red y los objetivos que se pretenden optimizar. En cuanto al tipo de red (Lee & Ueng, 1999) clasifican los problemas en problemas de *cubrimiento de nodos* o problemas de *cubrimiento de arcos*, este estudio se concentra en el problema de cubrimiento de nodos ya que la ejecución de la tarea (entrega de artículos) se realiza en los nodos.

Pensando ahora en el tipo de objetivos que se persiguen en el problema se encuentra que pueden ser múltiples y diversos. Por un lado es posible que se busque minimizar el costo total, el tiempo total o la distancia total recorrida y por otro lado maximizar la calidad del servicio o los beneficios obtenidos con el cobro a los clientes. Esta característica es la que abre la puerta a los problemas de ruteo de vehículos multi-objetivo que se explicarán más adelante.

1.6.2. Representación gráfica de un VRP

Un problema de ruteo de vehículos y su funcionamiento se puede observar de manera

sencilla en la Gráfica 1, las características de los clientes, depósitos, vehículos y las diferentes restricciones operativas sobre las rutas, dan origen a las diferentes variaciones del problema.



Gráfica 1. Representación gráfica del problema de ruteo de vehículos VRP
Fuente: Schulze &Torsten (1997)

1.6.3. Formulación matemática de un VRP

Según (Toth & Vigo, 2002), el problema de ruteo de vehículos puede ser definido formalmente de la siguiente manera. Dado el grafo $G = (V, A)$ donde A es el conjunto de arcos y $V = \{1, \dots, n\}$ el conjunto de vértices o nodos, donde el vértice 1 representa al depósito y los otros nodos a los clientes que deben ser servidos. A cada arco (i, j) $i \neq j$ está asociada una matriz de costos C donde $C_{(ij)}$ puede representar una distancia, un tiempo de viaje o un costo de viaje.

Una flota de vehículos que parte del depósito está disponible para cubrir la demanda de los nodos o vértices. El número de vehículos usualmente es una de las variables que debe decidir el modelo y se tiene un costo fijo f asociado al hecho de utilizar cada vehículo. Cada vértice $i > 1$ tiene asociada una demanda q_i y la suma de las demandas en la ruta de cada vehículo no puede exceder la capacidad del mismo. La capacidad y el costo fijo puede ser el mismo para todos los vehículos (flota homogénea) o no (flota heterogénea).

En algunas variantes del VRP, la distancia total del recorrido o el tiempo total de viaje de cada vehículo también es una restricción. El problema es encontrar un conjunto de rutas de los vehículos que minimice el costo tal que:

- Cada vértice en $V - \{1\}$ se sirve exactamente una vez por un solo vehículo.
- Cada ruta de cada vehículo comienza y termina en el depósito.

- Todas las restricciones deben ser satisfechas (capacidad, distancia máxima de desplazamiento o duración máxima del tiempo de viaje).

Ya se realizó un pequeño acercamiento a la generalización de los problemas de ruteo de vehículos, ahora se realizará un acercamiento a los problemas de ruteo de vehículos multi-objetivo ya que de acuerdo con lo mencionado por (Jozefowicz et al., 2008) aunque el problema de ruteo de vehículos es ampliamente utilizado para modelar casos reales, por lo general es optimizado un único objetivo, usualmente costo, pero es bien sabido que muchos de los problemas industriales reales no pueden ser limitados al aspecto de los costos y deben hacer frente a múltiples objetivos y por tal razón se convierte en el nuevo tema de interés en estudio.

1.6.4. Algunas Variantes del VRP

Según (Cruz Chavez & Díaz Parra, 2000) dependiendo de la instancia o parámetros del problema será la variante del problema VRP. Existen variantes definidas para diferentes instancias como son: VRP con múltiples depósitos (MDVRP), VRP periódico (PVRP), VRP de entrega dividida (SDVRP), VRP estocástico (SVRP), VRP con recogidas y entregas (VRPPD), VRP con devoluciones (VRPB), VRP con ventanas de tiempo (VRPTW).

VRP con múltiples depósitos (MDVRP). Una empresa puede disponer de varios depósitos o almacenes desde los que suministra la demanda de sus clientes. Si los clientes están agrupados alrededor de los depósitos, entonces el problema puede verse como un conjunto de problemas VRP independientes. Pero si los clientes y los depósitos están mezclados, entonces se ha de resolver un problema MDVRP. El objetivo del problema es servir a todos los clientes minimizando el número de vehículos y la distancia total viajada.

VRP periódico (PVRP). En el problema VRP clásico, el periodo de planificación es un día. En el caso del problema PVRP, el periodo de planificación se extiende a M días. El objetivo es minimizar la flota de vehículos y el tiempo total de viaje.

VRP de entrega dividida (SDVRP). Se trata de un problema VRP en el que se permite que un cliente pueda ser atendido por varios vehículos si el costo total se reduce. Esto es importante si el tamaño de los pedidos de un cliente excede la capacidad de un vehículo. El objetivo es minimizar la flota de vehículos y el tiempo total de viaje.

VRP estocástico (SVRP). Se trata de un VRP en que uno o varios componentes son aleatorios (clientes aleatorios, demandas estocásticas, tiempos estocásticos). Cuando algunos datos son aleatorios no es posible cumplir con todas las restricciones. Por tanto se puede llevar a cabo ciertas acciones correctivas cuando una restricción es violada.

VRP con recogidas y entregas simultáneas (VRPPD). Es un VRP en que cabe la

posibilidad de que los clientes pueden devolver determinados bienes. Por tanto, se debe tener presente que los bienes devueltos por los clientes caben en el vehículo. Esta restricción hace más difícil el problema de planificación y puede obligar a una mala utilización de las capacidades de los vehículos, un aumento de las distancias recorridas o a un mayor número de vehículos.

VRP con ventanas de tiempo (VRPTW) Es un VRP con la restricción adicional de que se asocia una ventana de tiempo con cada cliente. Si un vehículo llega al cliente antes del instante, el vehículo espera hasta ese instante para atender al cliente. Si llega en el intervalo de la ventana de tiempo, el vehículo suministra la demanda en el momento de la llegada y finalmente si el vehículo llega con posterioridad a la ventana de tiempo entonces el cliente queda sin atender. El objetivo es minimizar la flota de vehículos, el tiempo total de viaje así como el tiempo total de espera al suministro de los clientes.

1.6.5. Técnicas de solución al problema VRP

El tipo de solución para el problema VRP que se utilice depende del tamaño del problema y puede hacerse usando técnicas exactas, heurísticas y meta-heurísticas.

Dentro de las aproximaciones exactas encontramos: ramificación y acotamiento (hasta 100 nodos), ramificación y corte, programación dinámica, programación lineal entera. Dentro de las heurísticas encontramos: los métodos de construcción, el algoritmo de 2 fases, (que dividen a VRP en dos etapas: la de asignación de clientes a vehículos y la de determinación del orden de visita a dichos clientes) y el algoritmo de mejora iterativa (toma como entrada una solución de otra heurística).

Dentro de los Meta-heurísticos encontramos: a los algoritmos de colonia de hormigas como en (Li & Tian, 2006), programación restringida, recocido simulado, algoritmos genéticos (Mester & Bräysy, 2007), búsqueda tabú (Pisinger & Røpke, 2007) y redes neuronales entre otros. Para instancias pequeñas podemos formularlo como modelo de PLE (programación lineal entera), para instancias mayores es necesario modelarlo de manera general como un grafo.

1.6.6. Problemas Multi-Objetivo

El estudio de estos problemas surge por la necesidad de formular modelos que contemplen varios objetivos, normalmente en conflicto entre ellos. Los primeros en hablar del tema fueron (Edgeworth, 1881) y (Pareto, 1896) a quienes se les atribuye la primera noción de "óptimo" en el entorno de problemas multi-objetivo (*MOP*) conocida en la actualidad como el Óptimo de Pareto.

Según (Jozefowicz et al., 2008) un problema multi-objetivo puede ser definido como sigue:

$$MOP = \begin{cases} \text{Min } F(x) = f_1(x), f_2(x), \dots, f_n(x) \\ \text{s. t } X \in D \end{cases} \quad (1)$$

Donde en la expresión (1) n es el número de funciones objetivo ($n \geq 2$); X es el vector de variables de solución; D es el espacio de solución factible y $F(x)$ es el vector objetivo. Una solución del MOP es el conjunto de soluciones no dominadas conocido como conjunto de Pareto (PS).

Cualquier algoritmo de solución que se utilice para un *MOP* debe ser capaz de encontrar ese conjunto óptimo de Pareto (intensificación) y al mismo tiempo generar un conjunto de soluciones diversificadas a lo largo de todo el espacio solución.

Al agregar a los problemas de VRP el hecho de tener más de un objetivo a optimizar la complejidad del problema aumenta y por lo tanto se vuelve un problema NP-hard que requiere el uso de métodos aproximados para encontrar buenas soluciones mas no necesariamente óptimas.

1.7. REVISIÓN DE LA LITERATURA SOBRE PROBLEMAS DE RUTEO DE VEHICULOS MULTI-OBJETIVO

La optimización multi-objetivo permite determinar soluciones a problemas que consideran múltiples objetivos, a comparación de los problemas mono-objetivo, en donde comúnmente se busca minimizar el costo asociado al mismo.

De esta manera, es posible añadir nuevos objetivos al problema, que podrán ser considerados para otorgar mejores soluciones de acuerdo con el contexto específico de cada situación. Estas extensiones favorecen la implementación del modelo a aplicaciones prácticas donde el manejo de los costos no es el único problema logístico (Lau et al., 2009).

Los problemas de ruteo multi-objetivo por su parte, pueden agruparse a partir de tres enfoques principales, los cuales son: La extensión de problemas académicos clásicos con el fin de mejorar su aplicación práctica, la generalización de los problemas clásicos, y el estudio de casos reales en los que los objetivos han sido claramente identificados por la toma de decisiones y se dedican a un determinado problema de la vida real (Jozefowicz et al., 2008). Esta revisión de la literatura se concentra en el enfoque que extiende problemas académicos clásicos (usualmente mono-objetivo) con la incorporación de objetivos adicionales (como por ejemplo balance de carga).

En la Tabla 1 se presenta la composición de la literatura abarcada en la revisión literaria de los problemas de ruteo, distinguiendo los principales factores diferenciadores de cada investigación, además de su clasificación y sub-clasificación. Para realizar esta revisión, se consultaron las bases de datos *Isi Web of Knowledge* y *Science Direct* usando como palabras claves “Multi-objective Vehicle Routing Problem”. La búsqueda se realizó desde Julio de 2011 hasta Julio de 2013.

Tabla 1. Clasificación problemas de ruteo de vehículos multi-objetivo.

1. Variantes	2. Métodos de solución	3. Objetivos
1.1.Ventanas de tiempo	2.1.Matemáticos	3.1.Costo de la Ruta
1.2.Flota Heterogénea	2.2.Heurísticos	3.2.Balanceo de Carga
1.3.Capacitado	2.3.Meta heurísticos	3.3.Distancia
1.4.Periódico	2.4.Simulación	3.4.Tiempo Total
1.5.Pick Up & Delivery	2.5.Otros	3.5.Número de Vehículos
1.6.Demanda Estocástica		3.6.Nivel de Servicio
1.7.Múltiples depósitos		3.7.Tiempos de espera y retraso
1.8.VRP Clásico		3.8.Objetivos sociales y ambientales
1.9.VRP Dinámico		3.9.Número de clientes
1.10. Green VRP		3.10. Otros
1.11. Otros		

Fuente: Autoría Propia

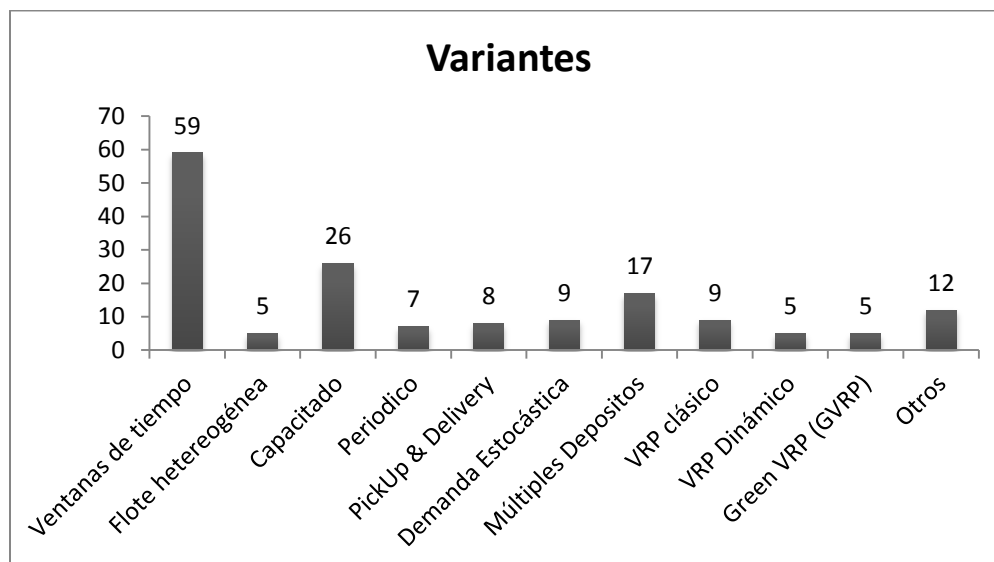
En algunos casos, las investigaciones pueden abarcar dos sub-clasificaciones dentro de una categoría. En general, se pretendió abarcar estudios relevantes acerca de los problemas de ruteo multi-objetivo, procurando contemplar en su totalidad, los escenarios estudiados hasta el momento. Así, se propuso esquematizar tres clasificaciones principales: 1. Las variantes del VRP multi-objetivo usadas, 2. los métodos de solución que fueron desarrollados y 3. Los objetivos planteados para la solución del modelo.

1.7.1. Variantes

En la Gráfica 2, se observa la distribución de las investigaciones analizadas de acuerdo con la variante de VRP multi-objetivo utilizado, en la cual se observa que el tema más estudiado es la variación de problemas de ruteo de vehículos con ventanas de tiempo, seguido por los modelos de tipo capacitado, y los problemas de ruteo con múltiples depósitos.

La inclusión de restricciones tales como las ventanas de tiempo en los modelos de ruteo de vehículos multi-objetivo, pretende generar una visión más cercana a problemas reales, en los cuales las restricciones de horario para la llegada a los clientes se hacen frecuentes (Ghoseiri & Ghannadpour, 2010), (Scheffermann et al., 2009), (Beham, 2007). Es posible encontrar ventanas de tiempo rígidas (aquellas que no se pueden incumplir) o ventanas de tiempo suaves como en las analizadas en (Beham, 2007), (Yanwei et al., 2011), Qiang et al., 2005), las cuales son ventanas que permiten retrasos.

Los objetivos más comunes en los problemas de ruteo de vehículos con ventanas de tiempo son la minimización del costo total del ruteo, la minimización del incumplimiento de la ventana de tiempo (minimización de espera o retardo) y la maximización del nivel de servicio.



Gráfica 2 Distribución según Variantes en VRP Multi-objetivo

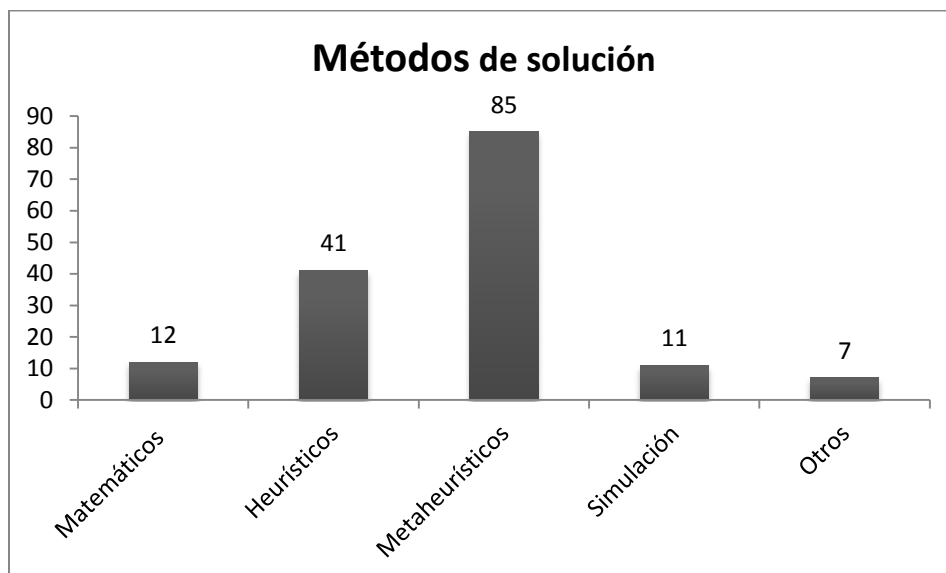
También se puede observar, que algunas de las investigaciones se han enfocado en combinar varias de las variantes en un mismo problema, tal como (Li & Zhang, 2009), en donde se resolvió un modelo de Entregas y Devoluciones simultáneas que a su vez contenía Ventanas de tiempo, o como (Geiger & Wenger, 2007), (Geiger, 2007), (Liu & Xu, 2008) en donde se desarrollaron soluciones al problema de ruteo de vehículos multi-objetivo con ventanas de tiempo y flotas heterogéneas. Siete de las investigaciones analizadas son problemas de ruteo de vehículos con múltiples depósitos que también contemplan ventanas de tiempo.

1.7.2. Métodos de Solución

Analizando este factor, los métodos de solución utilizados en estos estudios son diversos, incluyendo programación lineal (Venkatasubbaiah et al., 2011), heurísticas y meta-heurísticas, modelos de simulación, entre otros.

Destacan entre ellos, el uso de meta-heurísticas, que buscan solucionar diversas problemáticas, de acuerdo con los requerimientos multi-objetivo. En la mayoría de casos, éste tipo de solución busca dar mejora a soluciones inicialmente encontradas a partir de otro método de solución (García-Najera & Bullinaria, 2010), (Qinghua et al., 2008), (Park & Koelling, 1986), o comparar dos tipos de meta-heurísticas para determinar las mejores soluciones en términos de tiempo y resultados (Mei et al., 2011), (Jun et al., 2008), (Dharmapriya et al., 2010).

En la Gráfica 3 se muestra la distribución de los métodos de solución utilizados, teniendo en cuenta el número de artículos contemplados durante la revisión bibliográfica.

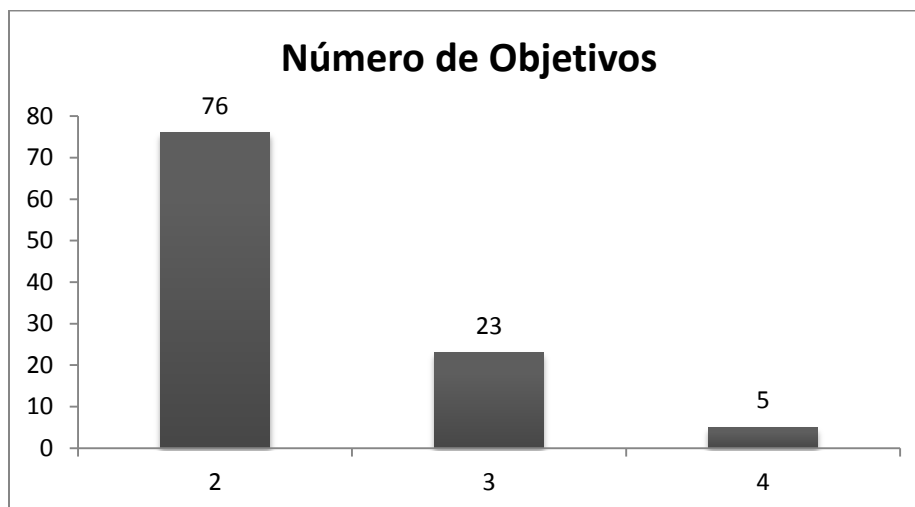


Gráfica 3 Distribución según método de solución

Las meta-heurísticas más comúnmente encontradas en la literatura son los algoritmos genéticos como en (Reiter & Gutjahr, 2012), artículo en el que los autores utilizan el método exacto Branch and Cut para resolver las instancias mono-objetivo y luego con algoritmos genéticos analizan el problema multi-objetivo y algoritmos evolutivos como en (Mendoza, 2011) donde se maneja esta metodología para resolver problemas de ruteo de vehículos en entornos inciertos. La meta-heurística de Búsqueda Tabú se ha trabajado en nueve de los artículos analizados y dos de ellos trabajan como uno de sus objetivos el balance de carga (Dharmapriya et al., 2010) y (Lin & Kwok, 2005).

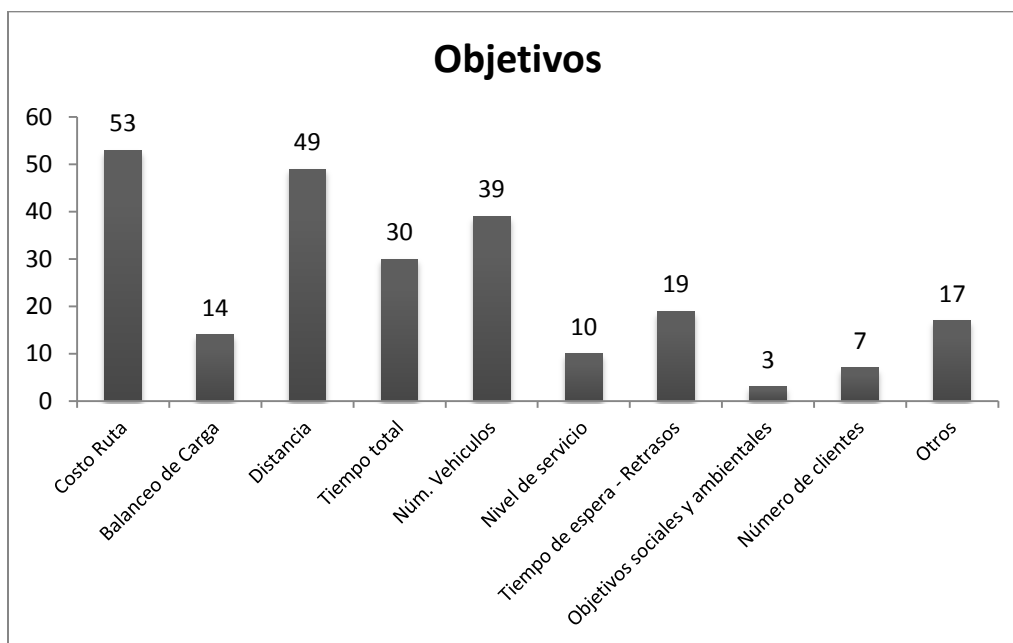
1.7.3. Objetivos

El número de objetivos por cada investigación abordada dentro de la revisión bibliográfica se muestra en la Gráfica 4, en donde se observa que la mayoría de modelos desarrollados en dichos estudios son de tipo Bi-objetivo, los cuales hacen parte del 73% de los artículos revisados. En segundo lugar se encuentran los problemas con tres objetivos y por último los problemas con cuatro objetivos.



Gráfica 4 Distribución según número de objetivos

Tal como se observa en la Gráfica 5, los objetivos que se destacan en las investigaciones analizadas corresponden a los de minimización de costos de ruta, minimización de distancia, y minimización del número de vehículos. Aunque en una proporción muy pequeña es importante resaltar aquellos artículos que incluyen dentro de su función objetivo los criterios sociales o ambientales en los que (Jaber et al., 2012) y (Urquhart et al., 2010) consideran el objetivo de minimizar las emisiones de CO₂ al ambiente y (Zheng, 2010) minimizar el número de personas afectadas y el riesgo al transportar materiales peligrosos.



Gráfica 5 Distribución según objetivo

En general, las investigaciones analizadas toman como criterio principal el costo de la ruta, de acuerdo con un problema inicial anteriormente planteado, el cual pudiera extenderse a un modelo multi-objetivo, o añadiendo al objetivo de costo algún otro objetivo, de acuerdo con los requerimientos del problema, o al contexto que quisiera ser implementado. En (Lau et al., 2010), se desarrolló un modelo con múltiples depósitos, clientes y productos a distribuir, en donde inicialmente se tuvo en cuenta el menor costo de rutas, para finalmente extenderlo con el objetivo de minimizar la distancia recorrida. Dicho modelo fue solucionado a partir de una metodología denominada “fuzzy logic guided genetic algorithms (FLGA)”, el cual generó resultados comparables con los algoritmos comúnmente conocidos, tales como el Recocido Simulado, la Búsqueda Tabú o el Algoritmo Genético. También se han propuesto extensiones al modelo que comprendan el costo, la distancia, y la minimización de la cantidad de vehículos a utilizar (Ombuki-Berman & Hanshar, 2009).

Algunos objetivos abarcados en los problemas de ruteo de vehículos buscan proporcionar equilibrio entre las rutas generadas (Lin & Kwok, 2005), (Tan et al., 2006), (Weise et al., 2010). Dichos objetivos además, son base para desplegar factores que otorgan igualdad en las rutas, tales como el número de clientes visitados, la cantidad de bienes a entregar, el tiempo requerido o la distancia recorrida por ruta, entre otros.

La literatura académica relacionada al Balance de Carga es relativamente escasa, sin embargo, se ha generado bastante interés en este tema, debido a la importancia en la toma de decisiones de la vida real, y de los factores humanos que allí incurren (Tzong-Ru & Ji-Hwua, 1999). Algunos estudios han sido dedicados a los problemas que consisten en balancear la carga manejada por cada uno de los posibles vehículos del modelo, además de considerar la condición de ventanas de tiempo dentro del problema. En estos estudios, se generaron las rutas iniciales a partir de métodos heurísticos que más adelante fueron mejorados a través de un análisis de datos basado en los criterios de eficiencia seleccionados con base en el contexto real, además de la medición de eficiencia y la noción de las soluciones no-dominadas, encontradas al inicio del problema (Kritikos & Loannou, 2010).

Por otro lado, algunas investigaciones proponen considerar el objetivo de minimizar el número total de vehículos requeridos, además del tiempo total de viaje, balanceando las cargas por viaje y el tiempo de recorrido entre vehículos. En (Li & Fu, 2002), se desarrolló un modelo de ruteo para buses escolares, en donde además de los objetivos anteriormente mencionados, se propone minimizar el tiempo total de viaje de los estudiantes que toman los buses hacia todos los puntos de recogida, el cual, según encuestas realizadas hacia el colegio y los padres, es el más costoso. El algoritmo desarrollado fue programado y corrido de manera eficiente, dando como resultado una disminución del 29% en los tiempos totales de viaje recorridos en las prácticas actuales. Otros artículos también han sido dedicados al

ruteo de buses escolares (Pacheco & Martí, 2006).

En la Tabla 2, se muestra todos los artículos revisados, con su respectiva clasificación y sub-categorías asignadas de acuerdo con la numeración presentada en la Tabla 1, en donde se anuncian tres clasificaciones principales, cada una con sub-categorías asociadas a ellas.

Tabla 2. Resumen Ilustrativo de Clasificación (I)

		CLASIFICACIÓN																													
	NOMBRE DEL ARTÍCULO	1.	1.1	1.2	1.3	1.4	1.5	1.6	1.7	1.8	1.9	1.10	1.11	2.	2.1	2.2	2.3	2.4	2.5	3.	3.1	3.2	3.3	3.4	3.5	3.6	3.7	3.8	3.9	3.10	
1	Park and Koelling (1986)	VARIANTES DEL VRP								X				MÉTODO DE SOLUCIÓN		X		X		OBJETIVOS			X							X	
2	Hokey (1991)		X												X		X					X		X							
3	Shang and Cuff (1996)		X				X									X										X	X				
4	Tzong-Ru et al. (1999)										X					X	X								X	X					
5	Li and Fu (2002)				X												X								X		X				
6	Barán and Schaerer (2003)		X															X							X	X					
7	Qian et al. (2003)																	X													
8	Tan et al. (2003 a)		X		X													X							X						
9	Tan et al. (2003 b)		X		X													X						X							
10	Hao and Mingwei (2005)		X									X					X				X										X
11	Josefowiez et al. (2005)										X							X							X	X					
12	Lin and Kwok(2005)					X				X								X	X					X	X						
13	Qiang et al. (2005)		X				X										X												X		
14	Tang and Hu (2005)		X									X							X										X		
15	Cheong et al. (2006)		X		X				X										X		X					X					
16	Ombuki et al (2006)		X																X						X		X				
17	Pacheco and Marti (2006)										X						X	X								X	X				
18	Tan et al. (2006 a)		X	X						X								X						X		X					
19	Tan et al. (2006 b)		X		X													X						X							X
20	Beham (2007)		X		X												X		X					X		X					
21	Geiger (2007)		X	X									X			X	X							X		X					X
22	Geiger and Wenger (2007)		X	X											X	X	X							X		X					
23	Gong et al. (2007)		X															X						X				X			
24	Jie and De-Xian (2007)		X															X						X		X					
25	Josefowiez et al. (2007)										X						X	X						X	X						
26	Ombuki-Berman (2007)		X										X					X							X	X		X			X
27	Shinya and Kazutoshi (2007)																	X						X		X					
28	Tadahiko and Ryota (2007)						X		X								X	X						X				X			
29	Tan et al. (2007)					X			X									X							X		X				X
30	Alabas- Uslu (2008)																X							X		X					
31	Borgulya (2008)					X											X								X						
32	Donati et al. (2008)		X												X		X	X								X	X				
33	Huayu et al. (2008)		X														X	X							X		X		X		
34	Jun et al. (2008)		X			X						X						X						X			X				
35	Liu and Xu (2008)		X	X														X						X				X			

Fuente: Autoría Propia

Tabla 2 (continuación). Resumen Ilustrativo de Clasificación (II)

	NOMBRE DEL ARTÍCULO	CLASIFICACIÓN																													
		1.											2.					3.													
36	Mukai (2008)	1.1	1.2	1.3	1.4	1.5	1.6	1.7	1.8	1.9	1.10	1.11	2.1	2.2	2.3	2.4	2.5	3.1	3.2	3.3	3.4	3.5	3.6	3.7	3.8	3.9	3.10				
37	Qinghua et al. (2008)	X													X				X			X					X				
38	Wei et al. (2008)											X		X	X					X	X	X									
39	Xizhen and Zhihong. (2008)											X		X	X				X		X										
40	Arakawa and Bou (2009)														X				X	X	X										
41	Castro et al. (2009)	X													X					X		X									
42	Garcia-Najera and Bullinaria (2009)	X		X											X						X	X									
43	Hasanpour et al. (2009)						X	X							X				X								X				
44	Josefowicz et al. (2009)														X					X											
45	Lau et al. (2009)							X				X			X		X			X	X										
46	Li and Zhang (2009)	X				X								X	X					X	X	X		X							
47	Muñoz-Zavala et al. (2009)	X													X	X	X			X		X		X							
48	Ombuki-Berman and Hanshar (2009)			X				X						X	X				X	X		X									
49	Scheffermann et al. (2009)	X												X	X						X						X				
50	Tang et al. (2009)	X													X					X			X								
51	Xiong-Wei et al. (2009)	X													X						X						X				
52	Zou et al. (2009)			X										X	X				X		X										
53	Abdelgawad et al. (2010)	X				X		X							X						X			X							
54	Benjamin and Beasley (2010)	X									X			X	X									X							
55	Bin and Zhong (2010)	X			X										X					X		X									
56	Chang and Wang (2010)	X												X							X	X									
57	Dharmapriya et al. (2010)	X					X	X				X			X				X	X	X										
58	Gao (2010)	X		X											X						X		X								
59	Garcia-Najera and Bullinaria (2010 a)	X		X											X					X	X	X									
60	Garcia-Najera and Bullinaria (2010 b)	X		X											X				X												
61	Garcia-Najera and Bullinaria (2010 c)	X													X				X		X										
62	Geiger (2010)													X	X																
63	Ghoseiri K. and Ghannadpour (2010)	X						X						X	X		X			X		X									
64	Gong and Fu (2010)	X													X				X					X							
65	Jia and Ren (2010)								X				X		X				X				X								
66	Jiang and Ding (2010)					X		X				X		X		X			X			X					X				
67	Kritikos and Ioannou (2010)	X												X			X		X	X											
68	Lau et al. (2010)							X					X		X			X		X											
69	Ming-Wei and Hao. (2010)	X								X				X	X	X							X			X					
70	Müller (2010)	X		X										X						X		X		X							

Fuente: Autoría Propia

Tabla 2 (continuación). Resumen Ilustrativo de Clasificación (III)

		CLASIFICACIÓN																														
	NOMBRE DEL ARTÍCULO	1.	1.1	1.2	1.3	1.4	1.5	1.6	1.7	1.8	1.9	1.10	1.11	2.	2.1	2.2	2.3	2.4	2.5	3.	3.1	3.2	3.3	3.4	3.5	3.6	3.7	3.8	3.9	3.10		
71	Pei et al. (2010)	VARIANTES DEL VRP	X											MÉTODO DE SOLUCIÓN		X	X	X		OBJETIVOS	X							X				
72	Repoussis et al (2010)				X								X			X	X									X						
73	Subramanian et al (2010)							X									X									X			X			
74	Sulie ma n et al. (2010)								X									X						X				X				
75	Tavakkoli-Moghaddama et al. (2010)				X					X							X	X									X					X
76	Urquhart et al. (2010)		X										X						X							X				X		
77	Weie et al. (2010)		X		X	X	X	X		X								X	X					X		X						
78	Wen et al. (2010)		X			X						X					X	X						X	X				X			
79	Zheng (2010)												X						X					X						X		
80	Zhu and Shao (2010)							X											X								X					
81	Braekers et al. (2011)										X								X							X	X					
82	Castro-Gutierrez et al. (2011)		X																X							X	X		X			
83	Chand and Mohanty (2011)		X		X														X					X		X	X					
84	Li (2011)		X																X					X		X						
85	Lin et al. (2011)		X																X							X					X	
86	Mei et al. (2011)				X	X													X					X			X					
87	Mendoza (2011)								X										X						X	X						
88	Sherinov et al. (2011)		X		X												X	X	X		X			X		X		X	X			X
89	Venkatasubbaiah et al. (2011)									X							X	X			X			X		X						X
90	Wang and Li (2011)		X														X	X	X					X		X						X
91	Yanwei et al. (2011)		X						X										X							X		X				
92	Li et al. (2011)									X									X						X		X					
93	Zhang and Li (2011)														X				X					X			X					
94	Anbuudayasankar et al (2012)														X		X	X						X	X							
95	Garcia-Najera (2012)												X			X					X			X					X			
96	Jaber et al. (2012)											X				X						X					X					
97	Kuo and Wang (2012)								X						X	X						X	X									
98	Reiter and Gutjahr (2012)				X									X			X				X	X										
99	Riera-Ledesma and Salazar-González (2012)				X									X	X						X							X				
100	Xu et al (2012)	X	X						X						X	X											X					
101	Zhang et al (2012)						X	X									X											X				
102	Baños et al (2013)	X			X												X					X	X									
103	Nguyen et al (2013)	X											X				X				X							X				
104	Vidal et al (2013)	X			X				X								X					X			X							
NÚMERO TOTAL DE ARTÍCULOS			59	5	26	7	8	9	17	7	5	5	12		11	40	85	10	6		50	14	49	30	38	10	19	3	6	17		
PORCENTAJE			57%	5%	25%	7%	8%	9%	16%	7%	5%	5%	12%		11%	38%	82%	10%	6%		48%	13%	47%	29%	37%	10%	18%	3%	6%	16%		

1. Variantes: 1.1. Ventanas de tiempo, 1.2. Flota Heterogenea, 1.3 Capacitado, 1.4 Periódico, 1.5 Pick Up & Delivery, 1.6 Demanda estocástica, 1.7 Múltiples depósitos., 1.8 VRP Clásico, 1.9 VRP Dinámico, 1.10 Green VRP, 1.11 Otros.

2. Métodos de solución: 2.1 Matemáticos, 2.2.Heurísticos, 2.3 Meta-heurísticos, 2.4 Simulación, 2.5 Otros.

3. Objetivos: 3.1 Costo de la ruta, 3.2 Balanceo de carga, 3.3 Distancia, 3.4 Tiempo Total, 3.5 Número de vehículos, 3.6 Nivel de Servicio, 3.7 Tiempos de espera y retraso, 3.8. Sociales y ambientales, 3.9 Número de clientes, 3.10 Otros

Fuente: Autoría Propia

Tal como se observa, los métodos meta-heurísticos (Ítem 2.3) han sido los más utilizados en la resolución de los problemas de ruteo de vehículos multi-objetivo, en donde además se puede evidenciar que la minimización de costos es el factor influyente en la mayoría de investigaciones.

1.7.4. VRP con balance de carga

Como se mencionó previamente, esta variación incluye un objetivo que busca el equilibrio entre la carga de trabajo de los vehículos. Según (Jozefowicz et al., 2009) para poder definir el objetivo de equilibrio se necesita definir primero qué se entiende por la carga de trabajo. La carga de trabajo se puede definir en términos de:

- Número de clientes a visitar
- Cantidad de productos entregados
- Longitud de la ruta
- Tiempo del recorrido

Este tipo de problema surge debido a que la mayoría de enfoques busca minimizar los costos a expensas del equilibrio de carga entre los empleados ya que al tratar de minimizar la varianza entre las rutas o cargas, los costos se aumentan.

En la mayoría de la literatura encontrada los modelos presentados coinciden en los siguientes supuestos (Lee & Ueng, 1999):

- Existe relación lineal entre el tiempo de viaje y la distancia
- Los objetivos son tomar el camino más corto de viaje y asignar la mejor carga
- Se conoce la demanda de cada nodo y debe ser servida por un solo vehículo
- Todos los nodos deben ser servidos sin restricciones de tiempo
- En cada punto de demanda se realiza sólo descarga
- Cada vehículo hace un solo viaje (ida y vuelta)

El primer modelo de programación entera mixta en trabajar el tema de equilibrio de carga en las rutas de los VRP fue en (Fisher & Jaikumar 1981). En este modelo la carga de trabajo se entiende como la longitud de la ruta. Los dos objetivos a tener en cuenta son:

- Minimizar la distancia total recorrida por los vehículos
- Minimizar la diferencia entre la ruta más larga y la ruta más corta

En la revisión de la literatura realizada se encontraron catorce artículos que contemplan el balance de carga como uno de los objetivos a optimizar. En (Tzong-Ru & Ji-Hwua, 1999) se presenta un modelo de programación entera que busca minimizar la distancia total y equilibrar la carga de trabajo de los empleados persiguiendo que la distancia recorrida por cada vehículo sea la misma.

En (Li & Fu, 2002), se desarrolla un modelo de ruteo para buses escolares donde los objetivos son minimizar el número total de vehículos requeridos, el tiempo total de viaje y el tiempo total de viaje de los estudiantes que toman los buses hacia todos los puntos de recogida, el cual, según encuestas realizadas al colegio y a los padres, es el más costoso.

En varias investigaciones (Jozefowicz et al., 2005, 2007, 2009) han estudiado el Problema de Ruteo de Vehículos con Balance de carga siempre contemplando el balance como la menor diferencia entre la distancia recorrida por cada vehículo. Las técnicas empleados por estos autores son algoritmos genéticos, híbrido de algoritmo genético con búsqueda local y algoritmos evolutivos.

En dos de los artículos que contemplan el objetivo de balance de carga, se presenta la meta-heurística de Búsqueda Tabú como enfoque de solución (Dharmapriya, et al., 2010) (Lin & Kwok, 2005).

En (Ombuki-Berman & Hanshar, 2009) se presenta un problema de recolección de residuos que contempla los objetivos de minimizar el número total de vehículos utilizados, reducir al mínimo la distancia recorrida por los vehículos y equilibrar la carga de trabajo entre los vehículos entendida como el número de clientes a visitar.

En (Wen, et al., 2010) se estudia un Problema de Ruteo de Vehículos multi-periodo y dinámico el cual contempla el objetivo de balance de carga como el balance entre la distancia recorrida por cada vehículo cada día en un horizonte de planeación determinado.

Los artículos de (Baños et al., 2013) y (Kritikos & Loannou, 2010) estudian la variante del Problema de Ruteo de Vehículos con ventanas de tiempo incluyendo el objetivo de balance de carga en la distancia recorrida por cada vehículo.

Dada la anterior información y pensando en el poco estudio que se ha realizado en los problemas de ruteo de vehículos que tienen como uno de sus objetivos el balance de carga en este trabajo se estudiará un problema de ruteo de vehículos en el cual se consideran dos objetivos a optimizar: por un lado la minimización del costo total y por otro, buscar el equilibrio entre la carga de trabajo de cada vehículo o empleado. El balance de carga se entenderá como la menor diferencia posible entre la carga de los vehículos con menor y mayor cantidad de productos a entregar.

1.8. CONCLUSIONES DEL CAPÍTULO

En el presente capítulo se presentó el problema bajo estudio y el alcance de la investigación. Se desarrolló una visión general de los problemas de ruteo de vehículos multi-objetivo y se mostró revisión del estado del arte de los mismos.

Se encontró que la variante de VRP multi-objetivo más estudiado es la variación de

problemas de ruteo de vehículos con ventanas de tiempo donde los objetivos más comunes son la minimización del costo total del ruteo, la minimización del incumplimiento de la ventana de tiempo (minimización de espera o retardo) y la maximización del nivel de servicio. El método de solución empleado con más frecuencia para abarcar estos problemas son los métodos meta-heurísticas dada la alta complejidad de los mismos.

El objetivo de balance de carga en los problemas de ruteo de vehículos es un problema que ha sido poco estudiado en la literatura pero que ha despertado un especial interés debido a la importancia que representa en la toma decisiones y en la equidad de carga de trabajo asignado a los trabajadores.

2. MODELO MATEMÁTICO PROPUESTO

A continuación se presentan los supuestos en los que se basa la formulación del modelo matemático que se plantea, el cual caracteriza el problema general de ruteo de vehículos multi-objetivo, mono-depósito con balance de carga. Los dos objetivos que se persiguen en este modelo son la minimización de la distancia y el equilibrio en la carga entre empleados entendiendo por carga la cantidad de artículos a entregar (capacidad del vehículo utilizada).

2.1. CARACTERÍSTICAS DEL MODELO Y SUPUESTOS

El modelo que se realice debe caracterizar los siguientes aspectos:

- Existe un único depósito (mono depósito) y cada vehículo comienza el recorrido en el depósito y debe volver a él.
- La flota de vehículos es homogénea y capacitada. Se conoce con anterioridad el número de vehículos necesario para atender a todos los clientes.
- Cada vehículo hace un solo viaje.
- Cada vehículo tiene autonomía (capacidad suficiente) para realizar la ruta asignada.
- No hay costo de ejecución de la tarea. El único costo relevante es el costo de transporte que es proporcional a la distancia recorrida.
- Se debe visitar a todos los clientes y atender la totalidad de su demanda.
- La demanda de cada cliente es conocida y debe ser atendida por un solo vehículo.
- Al llegar a cada cliente sólo se realiza descarga de artículos.
- No hay ventanas de tiempo para atender a los clientes.

2.2. FORMULACIÓN MODELO MATEMÁTICO

Para dar respuesta al problema de ruteo de vehículos con balance de carga se propone un modelo de programación lineal entera multi-objetivo que pretende encontrar las rutas para visitar un número determinado de clientes buscando satisfacer su demanda y teniendo como criterios de decisión la minimización de la distancia total recorrida y el equilibrio en las cargas de los vehículos representada en el número de unidades transportadas por cada uno.

Para probar y comparar los resultados arrojados por el modelo se toman como base las instancias de (Augerat et al., 1998) para problemas de ruteo de vehículos capacitados (CVRP).

Conjuntos

I = Conjunto de nodos $\{1, 2, \dots, n\}$ $n = 1$ es el deposito, $2, 3 \dots n$ los clientes.

El número total de nodos varía dependiendo de la instancia analizada.

J alias de **I**

K = Conjunto de vehículos $\{1, 2, \dots, m\}$

El número total de vehículos varía dependiendo de la instancia analizada.

Parámetros

W = Capacidad de cada vehículo.

D_i = Demanda de cada cliente *i*

C_(i,j) = Distancia de ir del nodo *i* al nodo *j*

Variables de decisión

X_{ij}^k = $\begin{cases} 1 & \text{si el arco } i,j \text{ pertenece a la ruta del vehículo } k \\ 0 & \text{de lo contrario} \end{cases}$

u_i = Variable asociada al nodo *i* para evitar que se formen sub rutas en la solución

max = Representa la cantidad de artículos que transporta el vehículo con mayor carga

min = Representa la cantidad de artículos que transporta el vehículo con menor carga

Función objetivo

$$\text{Min } Z = \lambda_1 \sum_i \sum_j \sum_k X_{ij}^k * C_{(i,j)} + \lambda_2 (\text{max} - \text{min}) \quad (1)$$

La ecuación (1) representa los objetivos del modelo, el cual busca establecer la planeación de rutas que genere la menor distancia total recorrida y a su vez el mejor balance en la capacidad utilizada en los vehículos. El mejor balance en la carga de los vehículos se logra buscando que la diferencia entre la carga del vehículo con mayor carga (max) y la carga del vehículo con menor carga (min) sea la menor posible. Los parámetros λ_1 y λ_2 es el peso que se da a cada objetivo dentro del modelo.

Para la definición de la función objetivo se utiliza el método de ponderación (Zadeh, 1963) debido a que se tienen dos objetivos con el mismo sentido de optimización (minimización) y a que este método considera como soluciones eficientes aquellas soluciones donde las ponderaciones asignadas a λ_1 y λ_2 son estrictamente mayores que cero.

Restricciones

A continuación se relacionan las diferentes restricciones identificadas en el problema y que se tuvieron en cuenta en la construcción del modelo.

$$\sum_k \sum_{i \in C(i,j)} X_{ij}^k = 1; \quad \forall j \in J \setminus \{1\} \quad (2)$$

$$\sum_k \sum_{i \in C(i,j)} X_{ji}^k = 1; \quad \forall j \in J \setminus \{1\} \quad (3)$$

$$\sum_k \sum_{j \in C(1,j)} X_{1j}^k = m \quad (4)$$

$$\sum_k \sum_{j \in C(i,j)} X_{j1}^k = m \quad (5)$$

$$u_i - u_j + nX_{ij}^k \leq n - 1; \quad \forall i \in I \setminus \{1\}, \forall j \in J \setminus \{1\}, \forall k \quad (6)$$

$$\sum_{i \in C(i,j)} \sum_{j \in C(i,j)} X_{ij}^k * D_i \leq W; \quad \forall k \quad (7)$$

$$\sum_{i \in C(i,j)} X_{ij}^k = \sum_{i \in C(i,j)} X_{ji}^k; \quad \forall k, \forall j \in J \setminus \{1\} \quad (8)$$

$$\max \geq \sum_{i \in C(i,j)} \sum_{j \in C(i,j)} X_{ij}^k * D_i; \quad \forall k \quad (9)$$

$$\min \leq \sum_{i \in C(i,j)} \sum_{j \in C(i,j)} X_{ij}^k * D_i; \quad \forall k \quad (10)$$

$$X_{ij}^k \in \{1,0\}; \quad \forall i, \forall j, \forall k \quad (11)$$

Las expresiones (2) y (3) cumplen que a cada nodo referente a un cliente se llega una sola vez y se sale una sola vez respectivamente, esto garantiza que un cliente sea visitado solo en una ocasión. Las expresiones (4) y (5) garantizan que del nodo depósito salen el número de vehículos disponibles y llegan el número de vehículos disponibles, esto garantiza que cada vehículo empiece su ruta en el depósito y la termine ahí mismo. La restricción (6) garantiza que la ruta que hace cada vehículo no tenga subrutas es decir garantiza que todas las rutas incluyan al nodo 1, que es el depósito, esta restricción fue presentada por primera vez por (Miller et al., 1960). La expresión (7) garantiza que no se excede la capacidad de cada

vehículo. La expresión (8) garantiza que el vehículo que llegue a cada cliente es igual al vehículo que sale de ese cliente, de esta manera se garantiza que cada cliente es visitado una sola vez y por el mismo vehículo. Las expresiones (9) y (10) calculan el vehículo que va a tener la mayor carga y el vehículo que va a tener la menor carga respectivamente, estas expresiones son necesarias para poder incluir en la función objetivo que la diferencia entre esas dos variables sea la menor posible. Por último la expresión (11) es la restricción de signo donde se especifica que la variable es una variable entera binaria.

2.3. RESULTADOS DEL MODELO MATEMÁTICO

Como se explicó anteriormente el modelo presentado es un modelo NP- Hard el cual, a medida que aumenta el número de nodos del problema, aumenta la complejidad de cálculo para encontrar la solución del modelo exponencialmente. Por esta razón el modelo se probó en las instancias de (Augerat et al., 1998) set A, de menor número de nodos y se fue aumentando el número de nodos hasta que el tiempo de ejecución del modelo fuera mayor a 6 horas. El límite de tiempo se estableció, pensando en que las decisiones asociadas al ruteo de vehículos son decisiones de tipo operativo en las empresas y que requieren respuesta rápida para la programación de las rutas.

Las instancias donde fue posible encontrar una solución se muestran en la

Tabla 3. En la literatura estas instancias muestran el óptimo para un problema de ruteo de vehículos capacitado y de flota homogénea donde se busca minimizar la distancia total recorrida. Para las demás instancias de (Augerat et al., 1998) el modelo arroja una solución entera no factible debido a la complejidad del modelo y el tiempo de ejecución.

Tabla 3. Instancias de prueba del Modelo Matemático

INSTANCIAS	CARACTERÍSTICAS
A-n32-k5.vrp	1 depósito, 31 clientes 5 vehículos
A-n33-k5.vrp	1 depósito, 32 clientes 5 vehículos
A-n33-k6.vrp	1 depósito, 32 clientes 6 vehículos
A-n34-k5.vrp	1 depósito, 33 clientes 5 vehículos
A-n36-k5.vrp	1 depósito, 35 clientes 5 vehículos
A-n37-k5.vrp	1 depósito, 36 clientes 5 vehículos

El desarrollo del modelo se realizó a través del sistema general de modelaje algebraico (GAMS), versión 23.5, el cual está diseñado específicamente para modelar problemas de programación lineal, no lineal o de entera mixta. Para resolver las instancias en estudio, se utilizó un computador personal con Procesador Intel(R) Core(TM) 2 Duo 1.70 GHz con memoria RAM de 4 GB. El tiempo de resolución del problema en el programa fue en

promedio de 4 horas para cada una de las instancias.

Cada instancia fue solucionada bajo dos escenarios: el escenario 1 en el cual se asignó un peso de 0 al parámetro λ_2 , es decir, en la función objetivo no se considera el balance de carga y el escenario 2 en el cual se asigna un peso de 0.5 a los parámetros λ_1 y λ_2 , es decir, se da la misma importancia a los objetivos de distancia total y balance de carga. El escenario 1 permite comparar los resultados del modelo con el óptimo encontrado en la literatura para las instancias analizadas y así poder medir el desempeño del modelo.

Es importante resaltar que al solucionar cada instancia, dada la complejidad del modelo, el sistema de modelaje algebraico GAMS no logra encontrar una solución óptima en ninguna de las instancias; la solución que encuentra es una solución entera, es decir, que encuentra una solución que cumple con todas las restricciones del modelo pero que no es la óptima. Dado el tiempo extenso de ejecución de cada instancia, se toma la decisión de aceptar la solución entera como una buena solución y analizar los resultados de la misma.

La Tabla 4 muestra los resultados obtenidos en la primera instancia (32 clientes y 5 vehículos de capacidad de 100 unidades) tanto en el escenario 1 como en el escenario 2 y en la mejor solución en la literatura. Para consultar los resultados obtenidos en todas las instancias se puede consultar el Anexo 1 (Programación de Rutas Modelo Matemático).

Como se puede observar en la Tabla 4 los resultados obtenidos en esta instancia se pueden considerar como buenos ya que la distancia total recorrida en el escenario 1 (sin balance) solo difiere en un 4% con la mejor solución presentada en la literatura.

Adicionalmente se encuentra que en el escenario 2 (en el cual los dos objetivos tienen un mismo peso) se logra un equilibrio en la capacidad utilizada de los vehículos ya que mientras en el escenario 1 el vehículo con mayor capacidad utilizada tiene un porcentaje de 99% y el de menos capacidad un porcentaje de 44% (diferencia de 55%), en el escenario 2 el vehículo con mayor capacidad utilizada tiene un porcentaje de 84% y el de menos capacidad un porcentaje de 78% dando una diferencia de tan solo 6%. La distancia total recorrida en el escenario 2 difiere con la mejor solución en la literatura en un 31%.

Tabla 4. Resultados instancia A-n32-k5

ESCENARIO 1 SIN BALANCE DE CARGA		
RUTA DE CADA VEHÍCULO	CAPACIDAD UTILIZADA	DISTANCIA TOTAL RECORRIDA
1-22-32-20-18-14-8-27-1	98%	818
1-31-17-2-13-1	72%	
1-15-7-29-5-12-9-10-23-30-21-1	99%	
1-25-28-1	44%	
1-4-3-24-19-16-11-26-6-1	97%	
ESCENARIO 2 CON BALANCE DE CARGA		
RUTA DE CADA VEHÍCULO	CAPACIDAD UTILIZADA	DISTANCIA TOTAL RECORRIDA
1-15-23-12-5-29-9-19-10-1	78%	1138
1-2-22-32-18-20-1	83%	
1-14-26-30-16-28-1	84%	
1-25-27-8-17-13-1	81%	
1-31-4-7-24-3-11-6-21-1	84%	
MEJOR SOLUCIÓN EN LA LITERATURA		
RUTA DE CADA VEHÍCULO	CAPACIDAD UTILIZADA	DISTANCIA TOTAL RECORRIDA
1-22-32-20-18-14-8-27-1	98%	784
1-13-2-17-31-1	72%	
1-28-25-1	44%	
1-30-19-9-10-23-16-11-26-6-21-1	98%	
1-15-29-12-5-24-4-3-7-1	98%	

Fuente: Autoría Propia

Tabla 5. Consolidado de los resultados.

	MEJOR SOLUCIÓN		ESCENARIO 1			ESCENARIO 2		
Instancias	Distancia recorrida	Diferencia capacidad (puntos porcentuales)	Distancia recorrida	Diferencia con el óptimo	Diferencia capacidad (puntos porcentuales)	Distancia recorrida	Diferencia con el óptimo	Diferencia capacidad (puntos porcentuales)
A-n32-k5.vrp	784	54	818	4%	55	1138	31%	6
A-n33-k5.vrp	661	37	909	27%	36	1073	38%	20
A-n33-k6.vrp	742	32	1084	32%	25	1341	45%	23
A-n34-k5.vrp	778	10	852	9%	15	920	15%	10
A-n36-k5.vrp	799	42	999	20%	24	1018	22%	16
A-n37-k5.vrp	669	59	867	23%	35	899	26%	17

Diferencia capacidad (puntos porcentuales) = %capacidad utilizada en vehículo de mayor carga- %capacidad utilizada en vehículo de menor carga

Fuente: Autoría Propia

En la Tabla 5 se muestra el resumen de los resultados en todas las instancias de prueba del modelo, se puede observar que en términos generales el modelo muestra soluciones buenas con relación a la mejor solución encontrada en la literatura y que se logra encontrar una buena solución con relación a la distancia que además balancea la carga entre vehículos (escenario 2) lo que contribuye a una repartición más equitativa entre vehículos. Sin embargo, dados los tiempos extensos de ejecución del modelo y que solo es posible su aplicación en instancias de tamaño pequeño, éste se vuelve poco eficiente para situaciones reales, donde se requiere una toma de decisiones rápida y oportuna, por esta razón se hace necesario la definición de una meta-heurística que encuentre buenas soluciones en tiempos más cortos. El enfoque de solución presentado en este trabajo es una meta-heurística de Búsqueda Tabú.

2.4. CONCLUSIONES DEL CAPÍTULO

El modelo matemático de programación lineal entera propuesto en este capítulo logra caracterizar el problema de ruteo de vehículos multi-objetivo, mono-depósito con balanceo de carga y encontrar las rutas para visitar un número determinado de clientes buscando satisfacer su demanda y teniendo como criterios de decisión la minimización de la distancia total recorrida y el equilibrio en las cargas de los vehículos representada en el número de unidades transportadas por cada uno.

Es importante mencionar que en la literatura no existe un modelo que contemple el problema caracterizado en este trabajo ya que hasta el momento el balance de carga se ha considerado como balance en la distancia recorrida o en el tiempo de las rutas.

El desempeño del modelo en instancias con un número de clientes pequeño (menos a 37 clientes) es bueno aunque debido a la carga computacional del problema no es posible encontrar una solución óptima en ninguna de las instancias; la solución que encuentra es una solución entera, que cumple con todas las restricciones del modelo pero que no es la óptima. El gap con relación al óptimo se encuentra en el rango del 4% al 32% cuando el modelo solo considera el objetivo de minimizar la distancia total y en el rango de 15% a 38% cuando se consideran los dos objetivos. Sin embargo el tiempo de ejecución del modelo es elevado ya que se demora en promedio 4 horas para encontrar una solución en cada instancia.

Para instancias de tamaño mayor (número de clientes mayor a 37) el modelo no es apropiado ni eficiente ya que no se logra encontrar una buena solución en un tiempo razonable y el modelo arroja una solución entera no factible.

3. META-HEURÍSTICA DE BÚSQUEDA TABÚ PROPUESTA

Como se mencionó en el capítulo anterior dada la complejidad del problema en estudio y la dificultad para resolverlo usando un método exacto a continuación se presenta una meta-heurística de Búsqueda Tabú la cual propone un enfoque de solución al problema de ruteo de vehículos multi-objetivo con balance de carga. A continuación se presenta una breve descripción del procedimiento general en que se basa la meta-heurística de Búsqueda Tabú antes de mostrar el desarrollo propio realizado en este trabajo.

Según (Díaz Fernandez et al., 1996) la Búsqueda Tabú (TS por las iniciales de Tabu Search en inglés) es un procedimiento meta-heurístico utilizado para guiar un algoritmo heurístico de búsqueda local para explorar el espacio de soluciones más allá de la optimalidad local. Fue propuesta inicialmente por (Glover, 1986) y desde entonces ha sido ampliamente usada en la solución de problemas de optimización combinatoria y de gran escala.

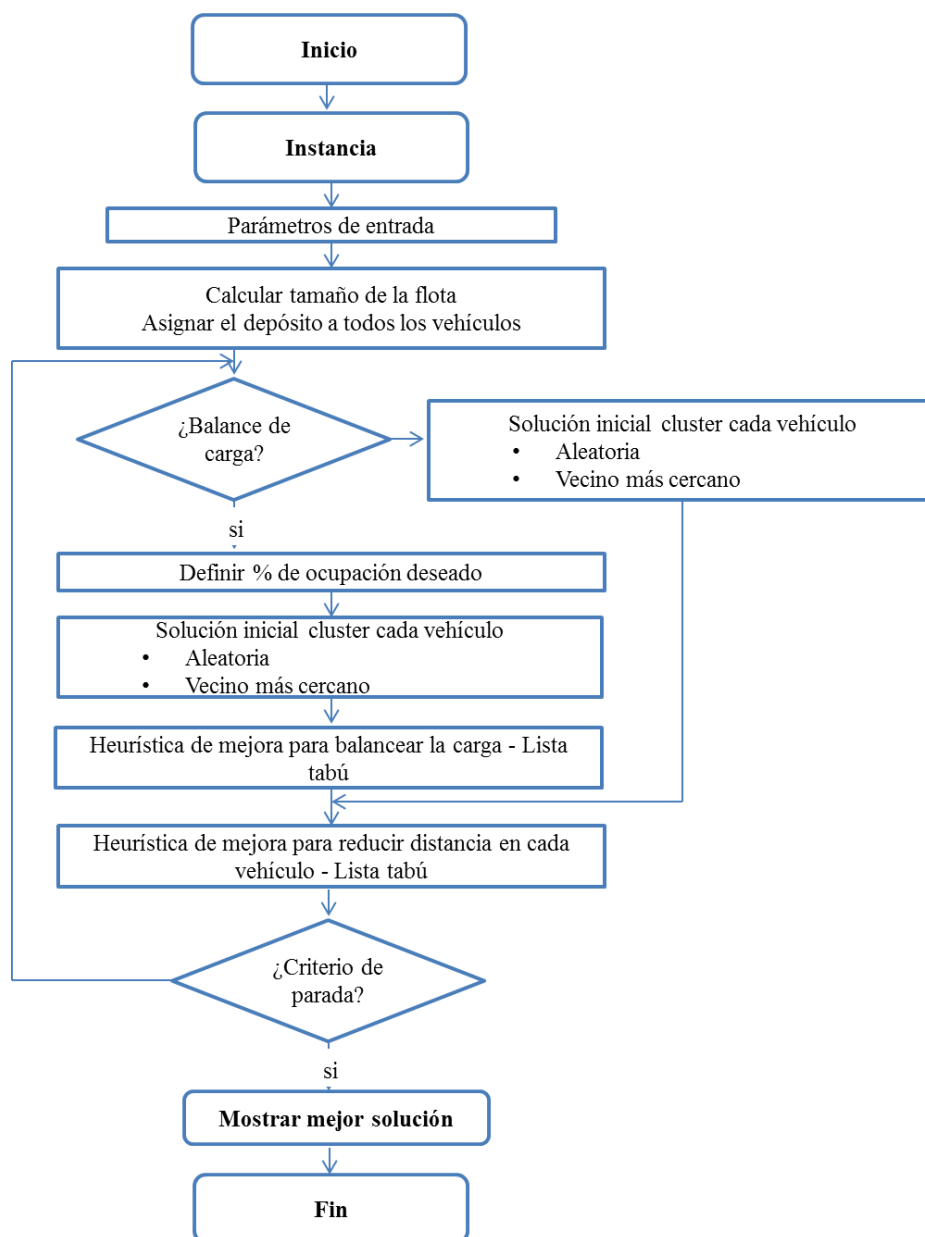
Para lograr escapar de óptimos locales TS se basa en metodologías de memorias flexibles. Esta memoria se puede clasificar en memoria a corto plazo y memoria a largo plazo, la memoria a corto plazo guarda en una lista tabú los últimos movimientos realizados de tal manera que se vetan por un número determinado de iteraciones, esto tiene como objetivo llevar un registro de los movimientos que pueden hacer que la solución regrese a un óptimo local de una iteración anterior y la memoria a largo plazo que lo que hace es diversificar la búsqueda hacia zonas que no han sido exploradas todavía, nuevamente buscando escapar de óptimos locales. Adicionalmente TS cuenta con un criterio de aspiración el cual permite levantar el veto a un movimiento antes de que se cumpla el número de iteraciones definidas en la lista tabú si realizar este movimiento genera una mejor solución.

A continuación se presentan los pasos básicos en el desarrollo de un algoritmo de búsqueda Tabú (Acero Barraza & Torres, 2002):

1. Selección de una solución inicial. Esta solución debe ser una solución factible.
2. Elección del entorno y generación de una nueva solución.
3. Evaluación de la función objetivo.
4. Actualización de la mejor solución y de la mejor de las mejores soluciones.
5. Criterio de finalización.

3.1. DESCRIPCIÓN DEL ALGORITMO PROPUESTO.

A continuación se muestra el algoritmo de Búsqueda Tabú propuesto para el problema de ruteo de vehículos multi-objetivo con balance de carga. El desarrollo del algoritmo parte de una heurística constructiva *cluster first route second* que pretende encontrar los clientes a asignar a cada vehículo (cluster) para luego determinar la ruta que debe seguir cada vehículo para visitar a los clientes asignados. Todo el proceso se muestra en la Gráfica 6.



Gráfica 6. Diagrama de Flujo Meta-heurística propuesta.
Fuente: Elaboración Propia del Autor

1. **Parámetros de entrada.** Son los datos que el usuario debe introducir para dar inicio al desarrollo de la heurística. La información que debe definir el usuario es:

- 1.1. Método para encontrar la solución inicial. El usuario puede decidir si la solución inicial se encuentra de forma aleatoria o usando la heurística constructiva de vecino más cercano.
- 1.2. Tamaño de la lista tabú. El usuario puede decidir entre una lista tabú dependiente la cual varía directamente proporcional al número de nodos (se define de tamaño $n/2$ donde n es el número de nodos de la instancia) o fija que será un número entero definido por el usuario. Este tamaño de lista se tiene en cuenta a la hora de hacer el intercambio de nodos $2 - opt$ para mejorar el balance el cual se explica más adelante.
- 1.3. Número de iteraciones. Es el único criterio de parada de la meta-heurística el cual es un número de iteraciones definidas por el usuario.
- 1.4. Balancear carga. El usuario puede decidir si se tiene o no en cuenta el criterio de balance de carga. Esto permite correr la meta-heurística sin considerar el balance de carga para comparar los resultados de la misma con el óptimo encontrado en la literatura para las instancias analizadas y así poder medir el desempeño de la meta-heurística.

Cuando se considera el balance de carga, el usuario debe introducir dos datos adicionales de entrada que son: la tolerancia deseada entre el porcentaje de balance de carga ideal y el porcentaje real, el cual sirve de parámetro para el objetivo de balance de carga y la diferencia relativa permitida entre la demanda de los vehículos, la cual sirve de parámetro cuando se está buscando mejorar la distancia total recorrida.

2. **Determinar el tamaño de flota de vehículos**

Para cada instancia se calcula el número de vehículos necesarios de acuerdo con la capacidad de cada vehículo y a la demanda total de los clientes. Para garantizar que todos los vehículos salgan del depósito a cada vehículo se le asigna el nodo que representa al depósito central. Se asigna el depósito central a todos los vehículos.

3. **Realizar meta-heurística con balance de carga o no**

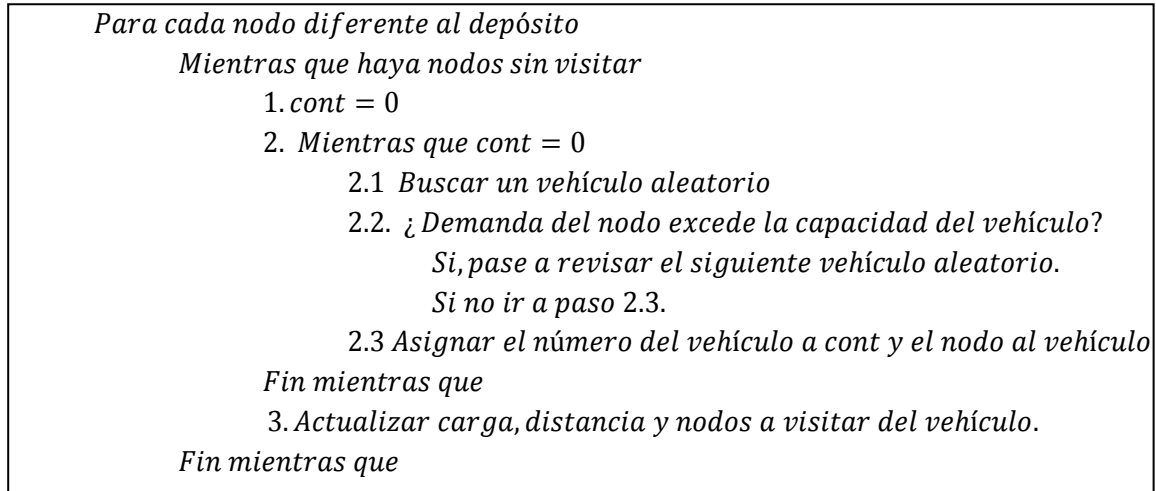
Si como dato de entrada se establece no tener en cuenta el balance de carga ir a 3.1 si se establece tener en cuenta el objetivo balance de carga ir a 3.2.

3.1 **Proceso sin balance de carga**

3.1.1 **Encontrar una solución inicial**

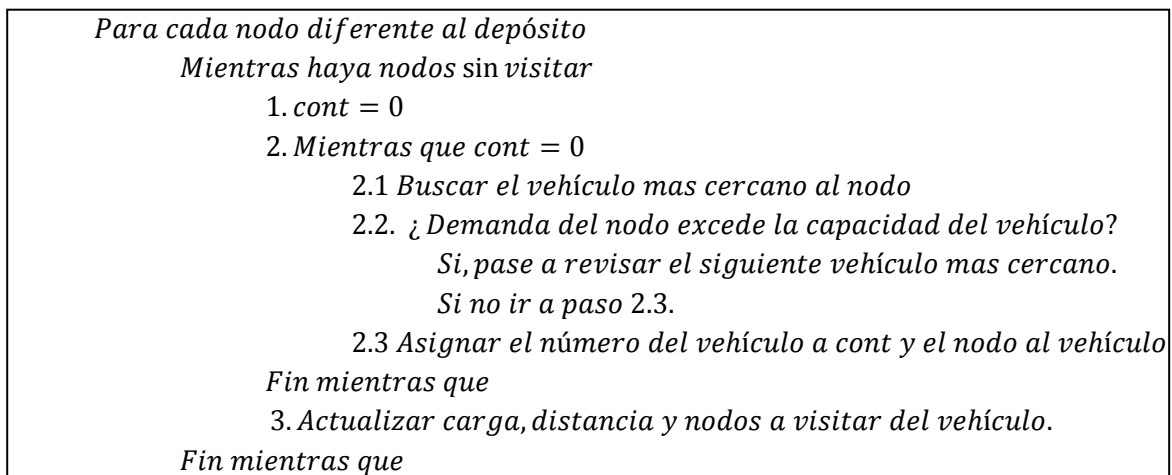
Para el desarrollo de este punto el usuario del programa puede decidir si la solución inicial se encuentra de forma aleatoria o usando la heurística de vecino más cercano. Cada una de estas técnicas es un subproceso dentro del algoritmo de

la meta-heurística y se explican en la Gráfica 7 y Gráfica 8 respectivamente.



Gráfica 7. Solución inicial aleatoria sin balance de carga

Fuente: Elaboración Propia del Autor



Gráfica 8. Solución inicial vecino más cercano sin balance de carga

Fuente: Elaboración Propia del Autor

3.2 Proceso para balance de carga

3.1.1. Definir porcentaje de ocupación deseado

De acuerdo con el número de vehículos necesarios y la demanda total, se calcula el porcentaje de ocupación ideal pensando en que a todos los vehículos se les asigne la misma carga.

3.1.2. Encontrar una solución inicial

Para el desarrollo de este punto el usuario del programa puede decidir si la solución inicial se encuentra de forma aleatoria o usando la heurística de vecino más cercano. Cada una de estas técnicas es un subproceso dentro del algoritmo de la meta-heurística y se explican en las Gráfica 9 y Gráfica 10 respectivamente. Estos subprocesos difieren de los presentados sin balance de carga en la pregunta que se hace en el ítem 2.2.

Para cada nodo diferente al depósito

Mientras que haya nodos sin visitar

1. cont = 0

2. Mientras que cont = 0

2.1 Buscar un vehículo aleatorio

2.2. ¿ La demanda del nodo excede la capacidad deseada del vehículo? (teniendo en cuenta la tolerancia permitida).

Si, pase a revisar el siguiente vehículo aleatorio.

Si no ir a paso 2.3.

2.3 Asignar el número del vehículo a cont y el nodo al vehículo

Fin mientras que

3. Actualizar carga, distancia y nodos a visitar del vehículo.

Fin mientras que

Gráfica 9. Solución inicial aleatoria con balance de carga

Fuente: Elaboración Propia del Autor

Para cada nodo diferente al depósito

Mientras haya nodos sin visitar

1. cont = 0

2. Mientras que cont = 0

2.1 Buscar el vehículo mas cercano al nodo

2.2. ¿ La demanda del nodo excede la capacidad deseada del vehículo? (teniendo en cuenta la tolerancia permitida).

Si, pase a revisar el siguiente vehículo mas cercano.

Si no ir a paso 2.3.

2.3 Asignar el número del vehículo a cont y el nodo al vehículo

Fin mientras que

3. Actualizar carga, ubicación y nodos a visitar del vehículo.

Fin mientras que

Gráfica 10. Solución inicial vecino más cercano con balance de carga

Fuente: Elaboración Propia del Autor

3.1.3. Heurística de mejora para balancear carga

Se realiza una búsqueda local 2 – *opt* buscando mejorar el balance de carga de los vehículos. Para esta búsqueda local se hacen intercambios entre los nodos asignados a cada vehículo buscando mejorar el balance entre la carga de los vehículos. Los cambios que mejoran la solución actual en cuanto a balance (todavía no se ha considerado minimizar la distancia) se incluyen en la lista tabú. Este proceso se presenta en la Gráfica 11.

<p><i>Mientras no se cumpla el número de iteraciones</i> <i>Intercambiar un nodo de un vehiculo con otro de otro vehículo</i> <i>Si el intercambio mejora el balance</i> <i>Incluya el movimiento en la lista tabú Fin SI</i> <i>Actualice los nodos asignados y la carga de cada vehículo</i></p>
--

Gráfica 11. Heurística de mejora balance de carga

Fuente: Elaboración Propia del Autor

4. Realizar meta-heurística para mejorar la distancia

4.1. Encontrar la ruta de cada vehículo

Para cada vehículo se realiza un agente viajero bajo el criterio de vecino más cercano.

4.2. Intercambio 2 – *opt* para mejorar la distancia

Para esta búsqueda local se hacen intercambios entre los nodos asignados a cada vehículo buscando minimizar la distancia total recorrida. Cuando se esté realizando teniendo en cuenta el balance de carga, para la escogencia de los nodos, solo se tendrán en cuenta las parejas de nodos cuya diferencia relativa entre demandas esté en el rango establecido en los parámetros de entrada. Esto se hace con el fin de que al hacer intercambio para mejorar la distancia se afecte lo menos posible el balance de carga entre vehículos. Los cambios que mejoran la solución actual se incluyen en la lista tabú que para este caso es siempre dependiente. (Número de nodos/2).

5. Terminar cuando se cumpla el número de iteraciones.

3.2. RESULTADOS DE LA META - HEURÍSTICA

Para el desarrollo del algoritmo propuesto se realizó una programación en C# de Visual Studio 2008 y se probaron las instancias de (Augerat et al., 1998) set A, en su totalidad. Es importante recordar que en la literatura estas instancias muestran el óptimo para un problema de ruteo de vehículos capacitado y de flota homogénea donde se busca minimizar la distancia total recorrida. Las instancias que se usaron y las características de las mismas se presentan en la Tabla 6. Las pruebas se realizaron en un computador con Windows 7 professional, 6GB de memoria RAM y procesador core i5 2.7 GHz.

Tabla 6. Instancias de prueba de la Meta-heurística

INSTANCIAS	CARACTERÍSTICAS	INSTANCIAS	CARACTERÍSTICAS
A-n32-k5.vrp	1 depósito, 31 clientes 5 vehículos	A-n48-k7.vrp	1 depósito, 47 clientes 7 vehículos
A-n33-k5.vrp	1 depósito, 32 clientes 5 vehículos	A-n53-k7.vrp	1 depósito, 52 clientes 7 vehículos
A-n33-k6.vrp	1 depósito, 32 clientes 6 vehículos	A-n54-k7.vrp	1 depósito, 53 clientes 7 vehículos
A-n34-k5.vrp	1 depósito, 33 clientes 5 vehículos	A-n55-k9.vrp	1 depósito, 54 clientes 9 vehículos
A-n36-k5.vrp	1 depósito, 35 clientes 5 vehículos	A-n60-k9.vrp	1 depósito, 59 clientes 9 vehículos
A-n37-k5.vrp	1 depósito, 36 clientes 5 vehículos	A-n61-k9.vrp	1 depósito, 60 clientes 9 vehículos
A-n37-k6.vrp	1 depósito, 36 clientes 6 vehículos	A-n62-k8.vrp	1 depósito, 61 clientes 8 vehículos
A-n38-k5.vrp	1 depósito, 37 clientes 5 vehículos	A-n63-k10.vrp	1 depósito, 62 clientes 10 vehículos
A-n39-k5.vrp	1 depósito, 38 clientes 5 vehículos	A-n63-k9.vrp	1 depósito, 62 clientes 9 vehículos
A-n39-k6.vrp	1 depósito, 38 clientes 6 vehículos	A-n64-k9.vrp	1 depósito, 63 clientes 9 vehículos
A-n44-k7.vrp	1 depósito, 43 clientes 7 vehículos	A-n65-k9.vrp	1 depósito, 64 clientes 9 vehículos
A-n45-k6.vrp	1 depósito, 44 clientes 6 vehículos	A-n69-k9.vrp	1 depósito, 68 clientes 9 vehículos
A-n45-k7.vrp	1 depósito, 44 clientes 7 vehículos	A-n80-k10.vrp	1 depósito, 79 clientes 10 vehículos
A-n46-k7.vrp	1 depósito, 45 clientes 7 vehículos		

El análisis de resultados está dividido en 2 partes: la comparación de los resultados de la meta-heurística contra la mejor solución en la literatura, en donde solo se tienen en cuenta los resultados sin balance de carga y el análisis de los resultados de la meta-heurística con balance de carga.

Antes de mostrar los resultados es importante mencionar que para probar la meta-heurística se hicieron corridas con diferentes parámetros de entrada. A continuación se muestran los parámetros de entrada que se tuvieron en cuenta y la decisión tomada con respecto a ellos para mostrar la solución.

En cuanto al método de solución inicial se realizaron pruebas con solución aleatoria y solución de vecino más cercano encontrando, para todos los casos, que la solución de vecino más cercano arrojó mejores resultados (alrededor de una diferencia del 90%) razón por la cual, en el documento, sólo se muestran los resultados encontrados con esta última heurística.

En cuanto al tamaño de la lista tabú se realizaron pruebas con lista dependiente (definida

de tamaño $n/2$ donde n es el número de nodos de la instancia) y con lista fija de 7, 9, 10 y 12 movimientos. Al analizar los resultados se encontró que la respuesta para todos los casos, cuando la lista era fija (sin importar el valor fijado) era la misma. Por lo tanto se mostrarán los resultados arrojados para tamaño de lista tabú fija y tamaño de lista tabú dependiente. Una de las teorías planteadas es que cuando el tamaño de la lista es proporcional al número de nodos se obtienen mejores resultados, para determinar si esto se cumple en la meta heurística propuesta se realiza más adelante un diseño de experimentos.

Con relación al número de iteraciones se realizaron pruebas con criterio de parada de 50, 100 y 500 iteraciones. Para todas las instancias se encontró que la mejor solución se encontraba en las primeras iteraciones por lo cual se considera que esté no es un factor relevante y se muestran los resultados encontrados con 50 iteraciones debido a que no afecta en gran medida los resultados y se evita así tener una carga computacional alta.

Para los parámetros de entrada que se deben tener en cuenta cuando se decide correr la heurística considerando el balance de carga, se realizaron pruebas con tolerancia deseada entre el porcentaje de balance de carga ideal y el porcentaje real de 5, 10 y 15% y de diferencia relativa permitida entre la demanda de los vehículos de 5, 10 y 15%. Por medio de un diseño de experimentos se analizará la relevancia de estos dos factores.

3.2.1. Comparación de los resultados y mejor solución

En la Tabla 7 se presenta el consolidado de los resultados encontrados en la meta-heurística para cada una de las 27 instancias analizadas y se comparan con la mejor solución presentada en la literatura.

Para esta comparación solo se tienen en cuenta los resultados arrojados por la meta -heurística al considerar únicamente el objetivo de minimizar la distancia total para así, poder medir el desempeño de la meta-heurística en todas las instancias antes de analizar los resultados considerando los dos objetivos.

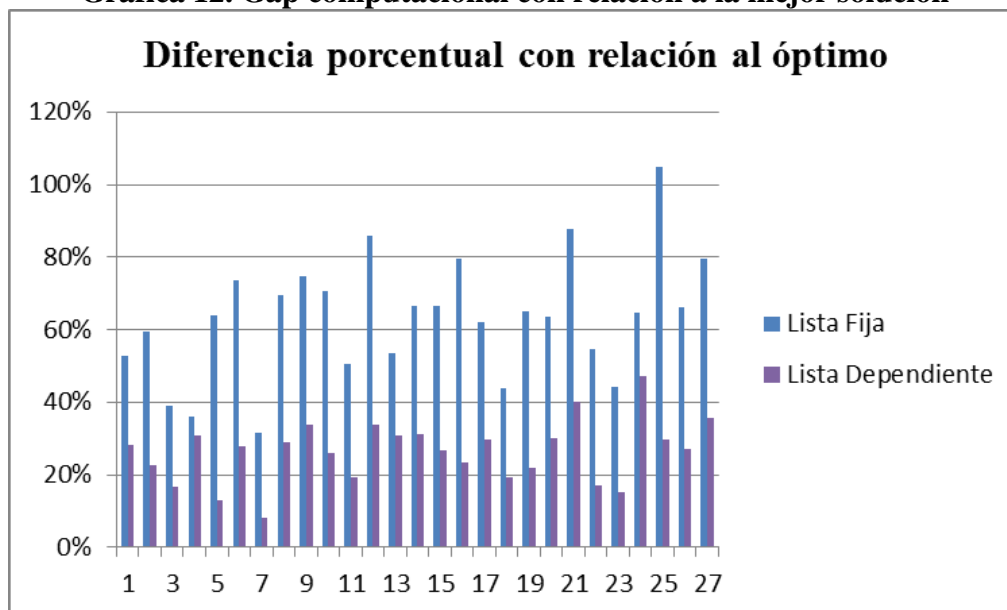
Como se puede observar en la Tabla 7 la meta-heurística presenta resultados con un gap computacional promedio con relación al óptimo del 45% en tiempos de ejecución mínimos, lo cual muestra un buen desempeño de la misma. Se encuentra un dato atípico que presenta una diferencia con el óptimo del 105% pero en algunas instancias se llega a una diferencia del 8% con respecto a la mejor solución,

Tabla 7. Resultados meta-heurística sin objetivo de balance de carga

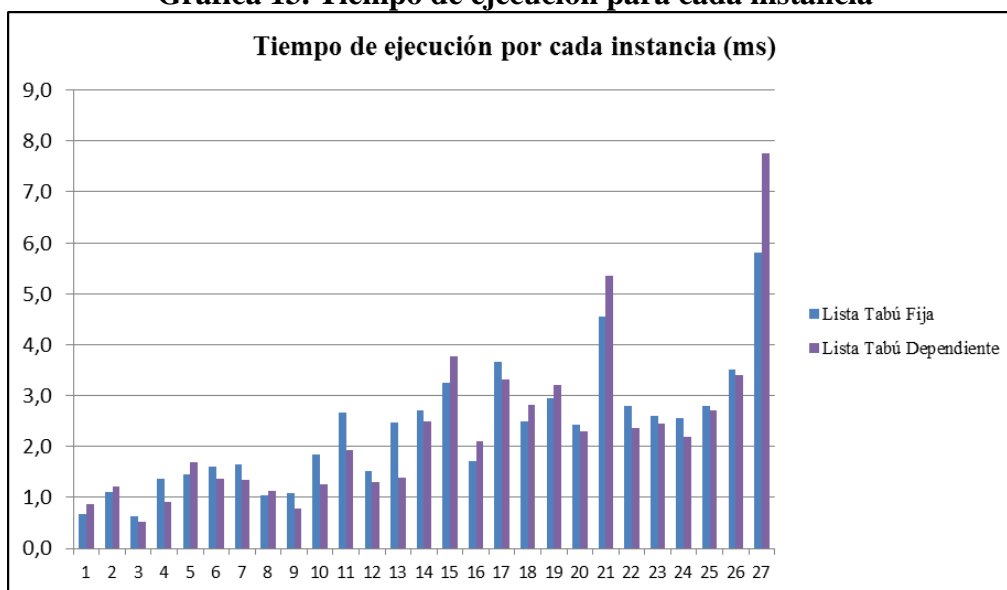
Instancia	Mejor Solución	LISTA TABÚ FIJA			LISTA TABÚ DEPENDIENTE		
		Tiempo de ejecución (ms)	Distancia recorrida	Diferencia con el óptimo	Tiempo de ejecución (ms)	Distancia recorrida	Diferencia con el óptimo
A-n32-k5.vrp	784	0,680	1197	53%	0,870	1006	28%
A-n33-k5.vrp	661	1,110	1054	60%	1,210	812	23%
A-n33-k6.vrp	742	0,630	1032	39%	0,510	865	17%
A-n34-k5.vrp	778	1,360	1059	36%	0,911	1018	31%
A-n36-k5.vrp	799	1,460	1311	64%	1,691	903	13%
A-n37-k5.vrp	669	1,602	1161	74%	1,370	854	28%
A-n37-k6.vrp	949	1,640	1250	32%	1,343	1026	8%
A-n38-k5.vrp	730	1,031	1237	69%	1,120	941	29%
A-n39-k5.vrp	822	1,082	1436	75%	0,770	1099	34%
A-n39-k6.vrp	831	1,832	1419	71%	1,250	1048	26%
A-n44-k7.vrp	937	2,670	1410	50%	1,920	1116	19%
A-n45-k6.vrp	944	1,512	1754	86%	1,300	1261	34%
A-n45-k7.vrp	1146	2,481	1758	53%	1,390	1499	31%
A-n46-k7.vrp	914	2,708	1522	66%	2,490	1198	31%
A-n48-k7.vrp	1073	3,261	1787	67%	3,780	1358	27%
A-n53-k7.vrp	1010	1,710	1814	80%	2,103	1246	23%
A-n54-k7.vrp	1167	3,660	1892	62%	3,315	1512	30%
A-n55-k9.vrp	1073	2,490	1542	44%	2,822	1280	19%
A-n60-k9.vrp	1408	2,951	2322	65%	3,217	1718	22%
A-n61-k9.vrp	1035	2,430	1694	64%	2,300	1346	30%
A-n62-k8.vrp	1290	4,550	2420	88%	5,350	1810	40%
A-n63-k10.vrp	1315	2,790	2032	55%	2,370	1537	17%
A-n63-k9.vrp	1634	2,591	2356	44%	2,450	1879	15%
A-n64-k9.vrp	1402	2,560	2309	65%	2,183	2062	47%
A-n65-k9.vrp	1177	2,790	2410	105%	2,711	1527	30%
A-n69-k9.vrp	1168	3,500	1940	66%	3,413	1483	27%
A-n80-k10.vrp	1764	5,806	3169	80%	7,767	2394	36%

En la Gráfica 12 se visualiza que los resultados arrojados por la meta-heurística, cuando se define como parámetro de entrada una lista tabú dependiente son mejores a los arrojados con una lista fija, sin embargo para corroborar esta afirmación se desarrollan más adelante pruebas estadísticas para determinar si hay o no diferencia significativa en los resultados arrojados bajo los dos escenarios.

Gráfica 12. Gap computacional con relación a la mejor solución



Gráfica 13. Tiempo de ejecución para cada instancia



En la Gráfica 13 se evidencia que los tiempos de ejecución de la meta-heurística son tiempos computacionales aceptables y eficientes comparados con los tiempos del modelos exacto, los cuales son en promedio de 4 horas en contraste con el más elevado en la meta-heurística que es de 7,7, milisegundos al no tener en cuenta como objetivo el balance de carga.

3.2.2. Análisis de resultados con balance de carga

Como se explicó anteriormente para las pruebas de la meta-heurística considerando los dos objetivos (minimizar distancia recorrida y balance de carga) se realizaron pruebas bajos los siguientes parámetros:

- ✓ Lista tabú Fija o Dependiente
- ✓ Tolerancia deseada entre el porcentaje de carga ideal y el porcentaje real de 5, 10 y 15%.
- ✓ Diferencia relativa permitida entre la demanda de los vehículos para intercambio de 5, 10 y 15%

La Tabla 8 muestra los resultados obtenidos en la primera instancia (32 clientes y 5 vehículos de capacidad de 100 unidades) para cada una de las pruebas. Los resultados obtenidos en todas las instancias se encuentran en el Anexo 2 (Consolidado resultados meta-heurística con balance de carga).

Tabla 8. Resultados meta-heurística con balance de carga. Instancia A-n32-k5.vrp

LISTA TABÚ	% de Tolerancia Balance de Carga	Diferencia Relativa entre demandas	Tiempo de Ejecución	Distancia recorrida	Diferencia con el óptimo de distancia	Diferencia con el porcentaje de ocupación	Gap promedio de los dos objetivos
Fija	0,05	0,05	0,430	1603	105%	15%	60%
		0,1	0,490	1582	102%	16%	59%
		0,15	0,570	1642	109%	17%	63%
	0,1	0,05	0,240	1330	70%	5%	38%
		0,1	0,380	1493	90%	6%	48%
		0,15	0,630	1215	55%	9%	32%
	0,15	0,05	0,250	1324	69%	5%	37%
		0,1	0,420	1492	90%	6%	48%
		0,15	0,560	1259	61%	9%	35%
Dependiente	0,05	0,05	0,250	1188	52%	14%	33%
		0,1	0,370	1233	57%	13%	35%
		0,15	0,570	1244	59%	12%	35%
	0,1	0,1	0,410	1042	33%	9%	21%
		0,05	0,230	1214	55%	8%	32%
		0,15	0,685	1123	43%	4%	24%
	0,15	0,05	0,211	1223	56%	7%	31%
		0,1	0,340	1222	56%	7%	31%
		0,15	0,561	1084	38%	4%	21%
Mejor solución en la literatura						784	
Porcentaje de ocupación de carga ideal por vehículo						82%	
Diferencia con el óptimo de distancia encontrada con el modelo exacto						31%	
Diferencia con el % de ocupación en el modelo matemático						18%	

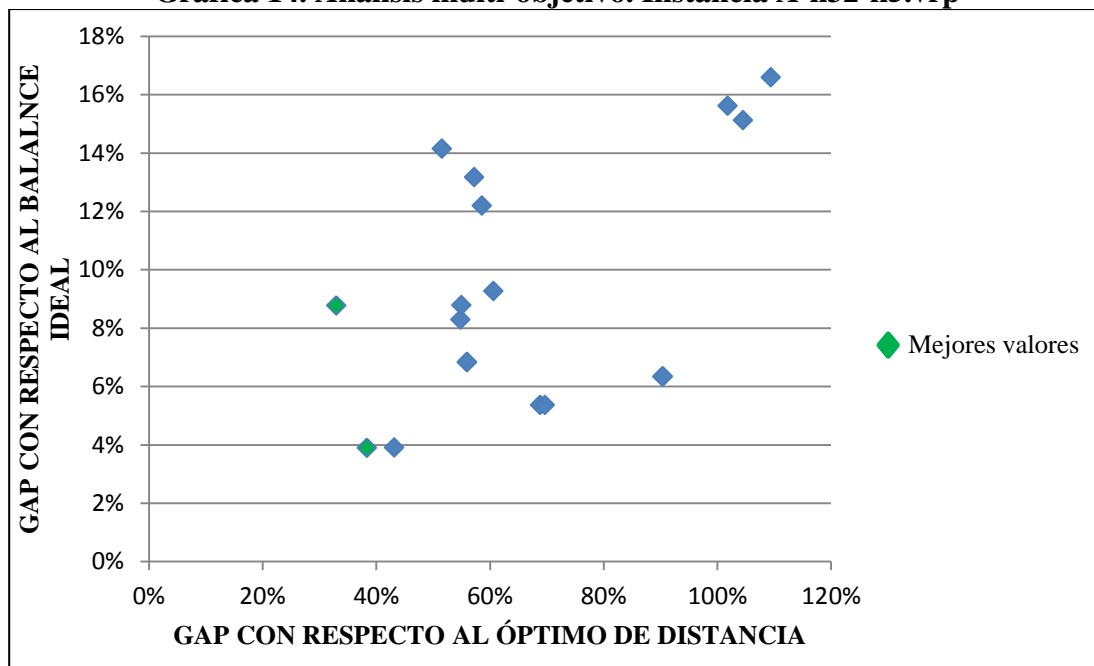
Se puede observar que para esta instancia la meta – heurística encuentra resultados buenos para el balance de carga donde la diferencia encontrada con relación al porcentaje de

carga ideal está en el rango de 4% a 17%. Con relación al óptimo de distancia se encuentra que la meta-heurística presenta mejores resultados cuando el parámetro de tamaño de lista tabú es dependiente donde el gap encontrado con relación al óptimo se encuentra entre 33% y 59% mientras que el gap encontrado con lista tabú fija presentada valores muy alejados al óptimo en un rango entre 55% y 105%.

Al analizar en conjunto los dos objetivos a optimizar en la Gráfica 14 se observa que la meta - heurística para la instancia analizada logra encontrar un buen equilibrio entre los dos objetivos para algunas combinaciones de parámetros de entrada específicos. Para la prueba con parámetros de entrada de lista tabú dependiente, tolerancia deseada entre el porcentaje de carga ideal y el porcentaje real de 10% y diferencia relativa permitida entre la demanda de los vehículos para intercambio de 10, los resultados son de un gap de 33% con relación al óptimo de distancia (mejor gap encontrado por la meta – heurística para este objetivo) y de 9% con respecto al balance ideal.

Para la prueba con parámetros de entrada de lista tabú dinámica, tolerancia deseada entre el porcentaje de carga ideal y el porcentaje real de 15% y diferencia relativa permitida entre la demanda de los vehículos para intercambio de 15, los resultados son de un gap de 38% con relación al óptimo de distancia y de 9% con respecto al balance ideal (mejor gap encontrado por la meta – heurística para este objetivo).

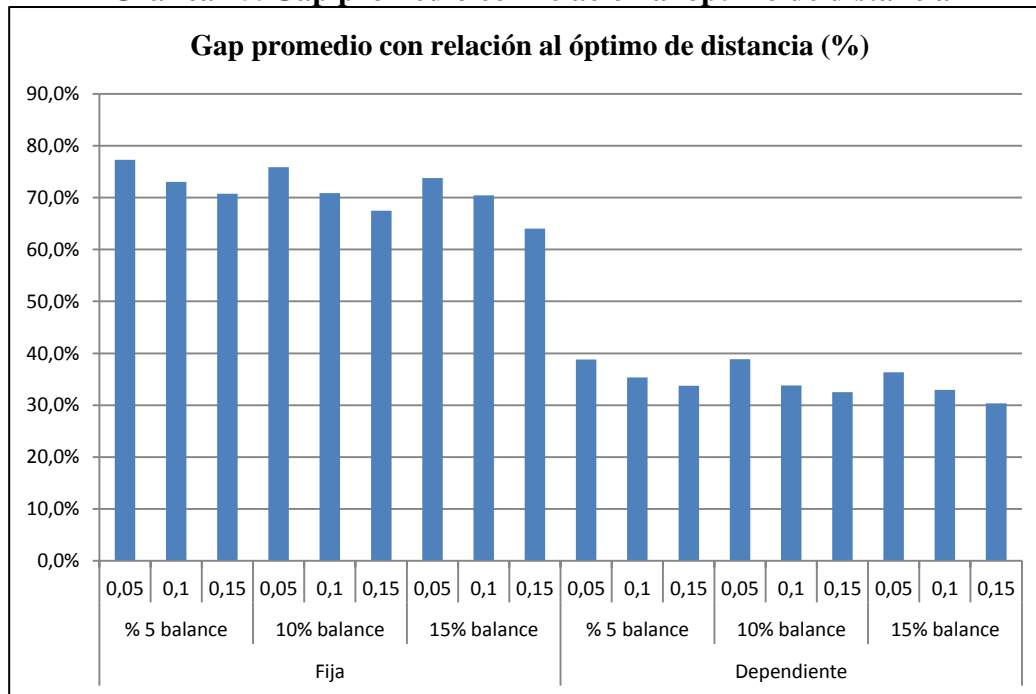
Gráfica 14. Análisis multi-objetivo. Instancia A-n32-k5.vrp



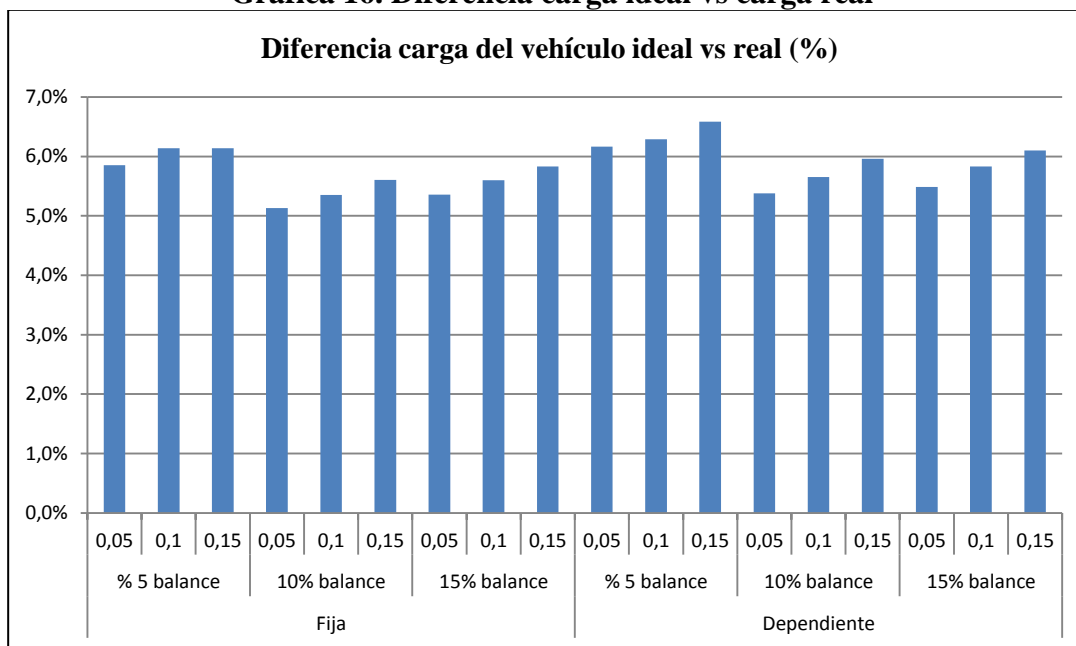
La Gráfica 15 muestra el promedio de gap encontrado en las 27 instancias analizadas para cada uno de las combinaciones de parámetros de entrada. Se puede observar que se obtienen

mejores resultados con lista tabú dependiente, es indiferente la tolerancia deseada entre el porcentaje de carga ideal y el porcentaje real y los resultados mejoran cuando la diferencia relativa permitida entre la demanda de los vehículos para intercambio es mayor.

Gráfica 15. Gap promedio con relación al óptimo de distancia



Gráfica 16. Diferencia carga ideal vs carga real

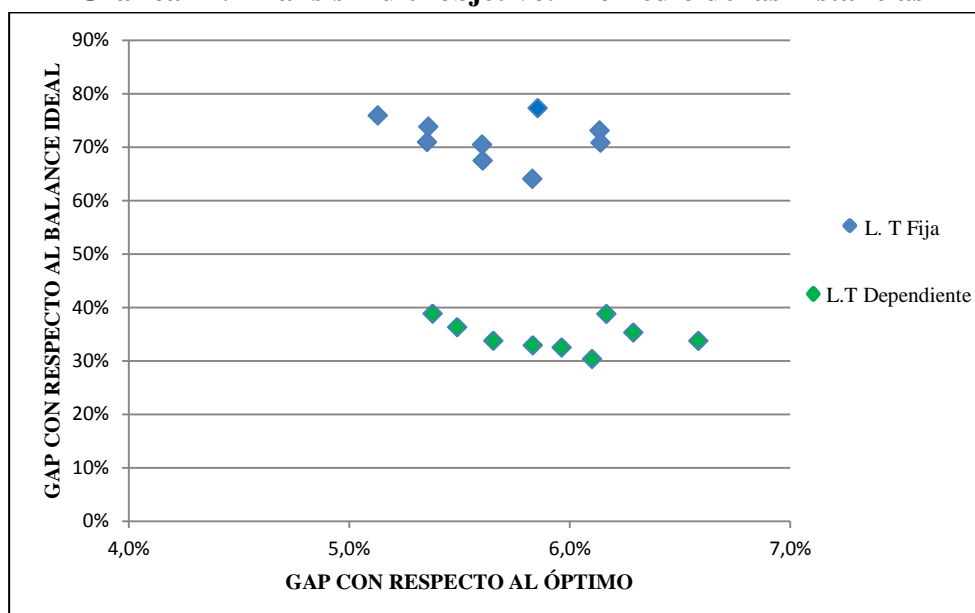


En cuanto al objetivo de balance de carga la Gráfica 16 muestra el promedio de diferencia

de las 27 instancias analizadas en cada uno de las combinaciones de parámetros de entrada. Los datos oscilan entre 5% y 7% lo que muestra que la meta – heurística presenta muy buenos resultados en cuanto a este objetivo. Se observa que para este objetivo son indiferentes los parámetros de tamaño de lista tabú y la tolerancia deseada entre el porcentaje de carga ideal pero se obtienen mejores resultados cuando la diferencia relativa permitida entre la demanda de los vehículos para intercambio es menor.

Al analizar en conjunto los dos objetivos a optimizar en la Gráfica 17 se observa que la meta - heurística logra encontrar un buen equilibrio entre los dos objetivos cuando se usa lista tabú dependiente. Cuando el parámetro es lista tabú fija no se encuentra buenos resultados para el objetivo de distancia.

Gráfica 17. Análisis multi-objetivo. Promedio de las instancias



Para comprobar si la diferencia en los resultados obtenidos de acuerdo con la combinación de parámetros es estadísticamente representativa se desarrolla a continuación un diseño de experimentos.

3.3. DISEÑO Y ANÁLISIS EXPERIMENTAL

Para analizar los factores que son relevantes en el funcionamiento de la meta- heurística propuesta se muestra a continuación un diseño experimental multifactorial el cual permite evaluar los efectos de variables independientes y de la interacción entre ellas en una variable de respuesta o variable dependiente.

El diseño multifactorial que se presenta es un diseño de 3 factores. En la Tabla 9 se muestran los factores y los niveles de cada factor. La variable de respuesta es el gap promedio de los dos objetivos que se persiguen en la meta – heurística propuesta (distancia total y balance de carga) Se realizó una prueba piloto para determinar el tamaño de la muestra y se decidió tener para cada tratamiento (combinación de niveles de factores) 27 réplicas. Se realiza un ANOVA multifactorial usando la herramienta computacional SPSS Statistics ®.

Tabla 9 Factores y niveles para el diseño experimental

Factores	Niveles
Tamaño Lista Tabú	Fija Dependiente
Tolerancia deseada entre el porcentaje de carga ideal y el porcentaje real	5% 10% 15%
Diferencia relativa permitida entre la demanda de los vehículos para intercambio	5% 10% 15%

3.3.1. Comprobación de supuestos del diseño experimental

Para comprobar la validez y robustez del experimento es necesario verificar que cumple con los supuestos de:

- ✓ Normalidad de los residuos: Los residuales se distribuyen normalmente con media cero
- ✓ No asociación en el tiempo: Los errores no están correlacionados en el tiempo.
- ✓ Homogeneidad de las varianzas: Los errores tienen una varianza homogénea a lo largo del tiempo.

3.3.1.1. Normalidad de los residuos

Se realiza la prueba de Kolmogorov – Smirnov para comprobar la normalidad de los residuos.

$$H_0 = \text{Normalidad}$$

$$H_1 = \text{No Normalidad}$$

Si la significancia (p-value) es menor al 5% se rechaza la hipótesis nula. Como se observa en la Tabla 10 el p-value es del 10% el cual es mayor al nivel de significancia del 5% por lo tanto no se rechaza la hipótesis nula y se concluye que los residuos tienen comportamiento normal. Esta normalidad se observa de forma visual en la Gráfica 18. Se cumple el primero supuesto que es el supuesto más importante para probar la robustez del experimento.

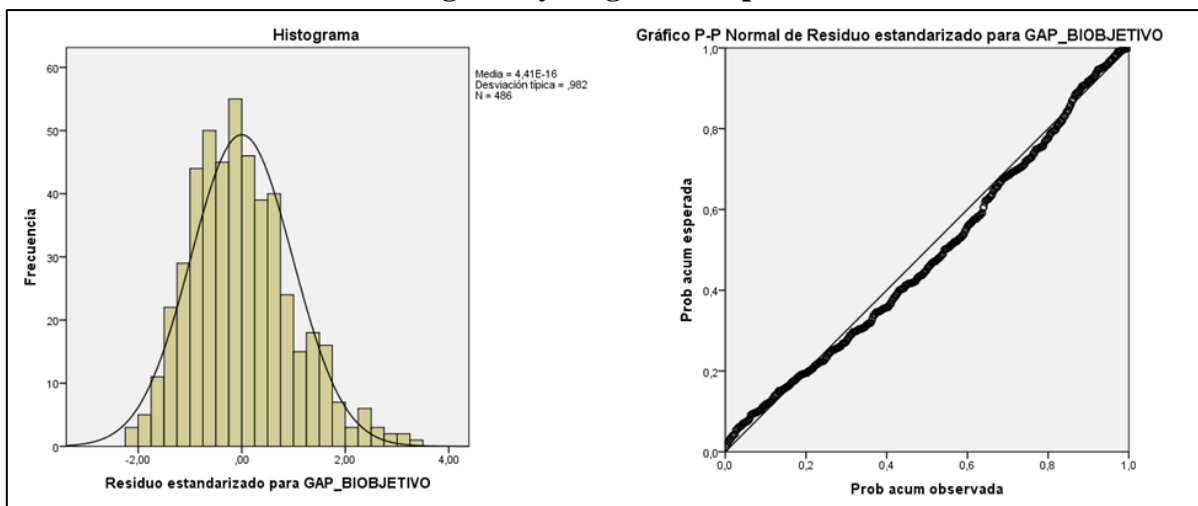
Tabla 10 Prueba de normalidad de los residuos estandarizados

		Residuo estandarizado para GAP_BIOBJETIVO
N		486
Parámetros normales ^{a,b}	Media	,0000
	Desviación típica	,98232
Diferencias más extremas	Absoluta	,056
	Positiva	,056
	Negativa	-,029
Z de Kolmogorov-Smirnov		1,224
Sig. asintót. (bilateral)		,100

a. La distribución de contraste es la Normal.

b. Se han calculado a partir de los datos.

Gráfica 18. Histograma y diagrama de probabilidad normal



3.3.1.2. No asociación en el tiempo

Se realiza la prueba de correlación para comprobar que los residuos no tienen asociación con el tiempo.

$$H_0 = \text{No hay asociación en el tiempo}$$

$$H_1 = \text{Hay asociación en el tiempo}$$

Si la significancia (p-value) es menor al 5% se rechaza la hipótesis nula. En la Tabla 11

se observa que la significancia es de 56,8% por lo tanto no se rechaza la hipótesis nula y se concluye que los residuos no tienen asociación en el tiempo. Se cumple el segundo supuesto para probar la validez del experimento.

Tabla 11 Prueba de correlación de los residuos

		Id	Residuo estandarizado para GAP_BIOBJETIVO
Id	Correlación de Pearson	1	-,026
	Sig. (bilateral)		,568
	N	486	486
Residuo estandarizado para GAP_BIOBJETIVO	Correlación de Pearson	-,026	1
	Sig. (bilateral)	,568	
	N	486	486

3.3.1.3. Homogeneidad de las varianzas

Para comprobar la homogeneidad de las varianzas se realiza la prueba de Levene. Si la significancia (p-value) es menor al 5% se rechaza la hipótesis nula.

$$H_0 = \text{Varianzas homogéneas}$$

$$H_1 = \text{Varianzas no homogéneas}$$

Tabla 12 Prueba de homogeneidad de varianzas

Variable dependiente: GAP_BIOBJETIVO

F	gl1	gl2	Sig.
4,524	17	468	,000

Contrasta la hipótesis nula de que la varianza error de la variable dependiente es igual a lo largo de todos los grupos.

El valor de la significancia en la prueba de Levene es inferior al 5%, cercano a cero, por lo que se rechaza la hipótesis nula, concluyendo que si hay diferencias en las varianzas. Esto hace que se viole el supuesto de varianzas homogéneas, sin embargo, violar este supuesto no es grave debido a que se cumplen los otros dos y el tamaño de los tratamientos es igual.

Finalmente se puede concluir que debido a que se cumplen los dos supuestos más importantes, el ANOVA es robusto por lo tanto los resultados obtenidos son confiables.

3.3.2. Factores e interacciones relevantes en la meta-heurística propuesta

A continuación se muestran los resultados obtenidos en el ANOVA realizado para identificar qué factores e interacciones ejercen una influencia relevante en la variable de respuesta que es el gap promedio de los dos objetivos a optimizar en la meta – heurística de Búsqueda Tabú propuesta. Para eso se realiza una prueba de hipótesis.

$$H_0 = \text{No hay ningún factor que cause efecto en la variable de respuesta}$$

$H_1 =$ Hay por lo menos un factor que cause efecto en la variable de respuesta

Tabla 13 Prueba de efectos inter-sujetos

Variable dependiente: GAP_BIOBJETIVO

Origen	Suma de cuadrados tipo III	gl	Media cuadrática	F	Sig.
Modelo corregido	4,176 ^a	17	,246	45,764	,000
Intersección	42,209	1	42,209	7863,828	,000
LTABU	4,046	1	4,046	753,807	,000
BALANCE_PERMITIDO	,033	2	,016	3,070	,047
DIFERENCIA_DEMAND	,087	2	,044	8,131	,000
LTABU *	,001	2	,001	,127	,881
BALANCE_PERMITIDO					
LTABU *	,004	2	,002	,391	,677
DIFERENCIA_DEMAND					
BALANCE_PERMITIDO *	,003	4	,001	,148	,964
DIFERENCIA_DEMAND					
LTABU *	,001	4	,000	,039	,997
BALANCE_PERMITIDO *					
DIFERENCIA_DEMAND					
Error	2,512	468	,005		
Total	48,897	486			
Total corregida	6,688	485			

a. R cuadrado = ,624 (R cuadrado corregida = ,611)

Para un nivel de significancia del 95% los resultados en la

Tabla 13 muestra que el modelo corregido es inferior a 5% lo que afirma que el modelo explica la variable de respuesta y que hay por lo menos un factor que causa efecto en la variable de respuesta. En especial la tabla ANOVA muestra que cada factor (lista tabú, tolerancia deseada entre el porcentaje de carga ideal y el porcentaje real y diferencia relativa permitida entre la demanda de los vehículos para intercambio) producen efecto en el gap promedio de los dos objetivos que se persiguen en la meta – heurística propuesta. Por otro lado, se observa que no existen interacciones estadísticamente significativas entre factores ya que para todos los casos la significancia es superior al 5%.

A continuación se realizará un análisis de las medias obtenidas en la variable de respuesta para cada factor y se analizará si hay diferencia significativa en los resultados obtenidos, para dicho análisis se realizará una diferencia de medias en el factor de lista tabú (debido a que solo tiene dos niveles) y para los otros dos factores (tolerancia deseada entre el porcentaje de carga ideal y el porcentaje real y diferencia relativa permitida entre la demanda de los vehículos para intercambio) se realizarán contrastes Tukey.

3.3.3. Medias para cada factor

3.3.3.1. Lista Tabú

En la Tabla 14 se puede observar que la media para el gap promedio entre los dos objetivos es de 0.386 y de 0.203 en promedio cuando el tamaño de la lista tabú es fija y dependiente respectivamente. Adicionalmente, la prueba de diferencia de medias que tiene como hipótesis nula que las medias son iguales, nos da una significancia cercana a cero, por lo tanto se rechaza la hipótesis nula y se encuentra que tienen medias diferentes y por lo tanto hay diferencia estadísticamente significativa entre los datos arrojados por la meta – heurística con lista tabú fija y los datos arrojados con lista tabú dependiente.

Se puede concluir que la meta – heurística arroja mejores valores cuando el tamaño de la lista tabú es dependiente ya que el gap en promedio es menor que el de lista tabú fija en un rango de diferencia entre 0.16 y 0.19.

Tabla 14 Diferencia de medias. Factor lista Tabú.

Estadísticos de grupo					
	L TABU	N	Media	Desviación tip.	Error tip. de la media
GAP_BIOBJETIVO	FIJA	243	,385947	,0884242	,0056724
	DEPENDIENTE	243	,203461	,0556571	,0035704

Prueba de muestras independientes										
		Prueba de Levene para la igualdad de varianzas		Prueba T para la igualdad de medias						
		F	Sig.	t	gl	Sig. (bilateral)	Diferencia de medias	Error tip. de la diferencia	95% Intervalo de confianza para la diferencia	
									Inferior	Superior
GAP_BIOBJETIVO	Se han asumido varianzas iguales	55,135	,000	27,226	484	,000	,1824856	,0067025	,1693159	,1956553
	No se han asumido varianzas iguales			27,226	407,739	,000	,1824856	,0067025	,1693097	,1956614

3.3.3.2. Tolerancia deseada entre el porcentaje de carga ideal y el porcentaje real

En la Tabla 15 se observan las medias obtenidas en cada nivel de este factor y que no existe diferencia significativa entre los resultados obtenidos cuando la tolerancia deseada entre el porcentaje de carga ideal y el porcentaje real es del 5% o del 10% ni cuando es del 10% o del 15%. Sin embargo los resultados obtenidos con el porcentaje de balance de 15% son mejores que los obtenidos con el balance del 5% ya que son menores en un rango de 0.0009 y 0.039.

Tabla 15 Contraste Tukey. Factor Tolerancia Balance

Comparaciones múltiples

Variable dependiente: GAP_BIOBJETIVO

DHS de Tukey

(I)BALANCE PERMITIDO	(J)BALANCE PERMITIDO	Diferencia de medias (I-J)	Error típ.	Sig.	Intervalo de confianza 95%	
					Límite inferior	Límite superior
5% BALANCE	10% BALANCE	,011432	,0081404	,339	-,007707	,030572
	15% BALANCE	,020107*	,0081404	,037	,000967	,039246
10% BALANCE	5% BALANCE	-,011432	,0081404	,339	-,030572	,007707
	15% BALANCE	,008675	,0081404	,536	-,010465	,027814
15% BALANCE	5% BALANCE	-,020107*	,0081404	,037	-,039246	-,000967
	10% BALANCE	-,008675	,0081404	,536	-,027814	,010465

Basadas en las medias observadas.

El término de error es la media cuadrática(Error) = ,005.

*. La diferencia de medias es significativa al nivel ,05.

GAP_BIOBJETIVO

DHS de Tukey^{a,b}

BALANCE PERMITIDO	N	Subconjunto	
		1	2
15% BALANCE	162	,285110	
10% BALANCE	162	,293785	,293785
5% BALANCE	162		,305217
Sig.		,536	,339

Se muestran las medias de los grupos de subconjuntos homogéneos.

Basadas en las medias observadas.

El término de error es la media cuadrática(Error) = ,005.

a. Usa el tamaño muestral de la media armónica = 162,000

b. Alfa = ,05.

3.3.3.3. Diferencia relativa permitida entre la demanda de los vehículos

En la Tabla 16 se observan las medias obtenidas en cada nivel de este factor y que no existe diferencia significativa entre los resultados obtenidos cuando la diferencia permitida es del 10% o del 15%. Sin embargo los resultados obtenidos con esos dos porcentajes son mejores que los obtenidos con el del 5% ya que son menores en un rango de 0.013 y 0.051.

Tabla 16 Contraste Tukey. Factor Diferencia de demanda

Comparaciones múltiples

Variable dependiente: GAP_BIOBJETIVO

DHS de Tukey

(I) DIFERENCIA DEMAND	(J) DIFERENCIA DEMAND	Diferencia de medias (I-J)	Error típ.	Sig.	Intervalo de confianza 95%	
					Límite inferior	Límite superior
5% DIFERENCIA	10% DIFERENCIA	,019179*	,0081404	,049	,000039	,038319
	15% DIFERENCIA	,032662*	,0081404	,000	,013522	,051801
10% DIFERENCIA	5% DIFERENCIA	-,019179*	,0081404	,049	-,038319	-,000039
	15% DIFERENCIA	,013483	,0081404	,223	-,005657	,032622
15% DIFERENCIA	5% DIFERENCIA	-,032662*	,0081404	,000	-,051801	-,013522
	10% DIFERENCIA	-,013483	,0081404	,223	-,032622	,005657

Basadas en las medias observadas.

El término de error es la media cuadrática(Error) = ,005.

*. La diferencia de medias es significativa al nivel ,05.

GAP_BIOBJETIVO

DHS de Tukey^{a,b}

DIFERENCIA DEMAND	N	Subconjunto	
		1	2
15% DIFERENCIA	162	,279322	
10% DIFERENCIA	162	,292805	
5% DIFERENCIA	162		,311984
Sig.		,223	1,000

Se muestran las medias de los grupos de subconjuntos homogéneos.

Basadas en las medias observadas.

El término de error es la media cuadrática(Error) = ,005.

a. Usa el tamaño muestral de la media armónica = 162,000

b. Alfa = ,05.

Después de realizar todo el análisis del diseño experimental la Tabla 17 resume los factores que afectan la variable de respuesta y el nivel de cada factor que arroja los mejores resultados en la meta heurística propuesta.

Tabla 17. Parámetros y niveles relevantes en la meta – heurística.

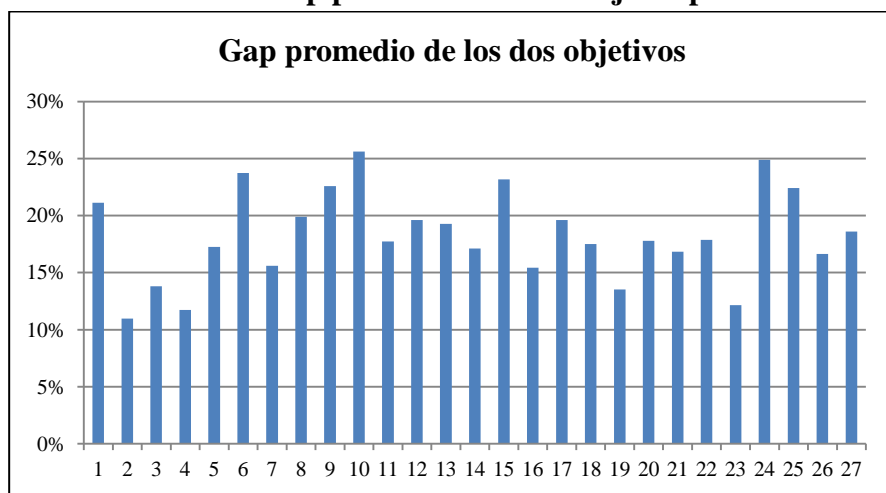
Factores	Niveles
Tamaño Lista Tabú	Dependiente
Tolerancia deseada entre el porcentaje de carga ideal y el porcentaje real	15%
Diferencia relativa permitida entre la demanda de los vehículos para intercambio	15%

Finalmente la Tabla 18 muestra los resultados obtenidos con la meta – heurística propuesta en las 27 instancias de prueba cuando como parámetros de entrada se utilizan los niveles definidos en la Tabla 17. Se puede evidenciar que el gap promedio entre los dos objetivos se mueve en un rango de 11% a 26% lo cual es un resultado muy bueno ya que logra equilibrar los dos objetivos. En la Gráfica 19 se observa de forma más clara el comportamiento del gap en las 27 instancias.

Tabla 18 Gap de los dos objetivos con los mejores parámetros y niveles

Instancias	Mejor solución	Porcentaje de ocupación deseado	Tiempo de Ejecución	Distancia recorrida	Diferencia con el óptimo de distancia	Diferencia con el porcentaje de ocupación	Gap promedio de los dos objetivos
A-n32-k5.vrp	784	82%	0,561	1084	38%	4%	21%
A-n33-k5.vrp	661	89%	0,660	781	18%	4%	11%
A-n33-k6.vrp	742	90%	0,600	899	21%	6%	14%
A-n34-k5.vrp	778	92%	0,630	934	20%	3%	12%
A-n36-k5.vrp	799	88%	0,820	996	25%	10%	17%
A-n37-k5.vrp	669	81%	0,750	898	34%	13%	24%
A-n37-k6.vrp	949	95%	0,680	1135	20%	12%	16%
A-n38-k5.vrp	730	96%	0,800	998	37%	3%	20%
A-n39-k5.vrp	822	95%	0,680	1169	42%	3%	23%
A-n39-k6.vrp	831	88%	0,740	1196	44%	7%	26%
A-n44-k7.vrp	937	95%	1,050	1223	31%	5%	18%
A-n45-k6.vrp	944	99%	0,780	1281	36%	3%	20%
A-n45-k7.vrp	1146	91%	1,271	1496	31%	8%	19%
A-n46-k7.vrp	914	86%	1,190	1164	27%	7%	17%
A-n48-k7.vrp	1073	89%	2,113	1482	38%	8%	23%
A-n53-k7.vrp	1010	95%	1,382	1281	27%	4%	15%
A-n54-k7.vrp	1167	96%	1,710	1539	32%	7%	20%
A-n55-k9.vrp	1073	93%	2,330	1331	24%	11%	18%
A-n60-k9.vrp	1408	92%	2,152	1675	19%	8%	14%
A-n61-k9.vrp	1035	98%	2,111	1362	32%	4%	18%
A-n62-k8.vrp	1290	92%	2,232	1639	27%	7%	17%
A-n63-k10.vrp	1315	93%	1,990	1715	30%	5%	18%
A-n63-k9.vrp	1634	97%	1,835	1958	20%	4%	12%
A-n64-k9.vrp	1402	94%	2,005	2031	45%	5%	25%
A-n65-k9.vrp	1177	97%	2,353	1660	41%	4%	22%
A-n69-k9.vrp	1168	94%	2,063	1502	29%	5%	17%
A-n80-k10.vrp	1764	94%	3,718	2360	34%	3%	19%

Gráfica 19. Gap promedio con los mejores parámetros



3.4. CONCLUSIONES DEL CAPÍTULO

En el presente capítulo se desarrolló un enfoque de solución al problema de ruteo de vehículos multi-objetivo con balance de carga usando la meta-heurística Búsqueda Tabú. El enfoque propuesto genera soluciones viables con resultados aceptables respecto a los objetivos de distancia recorrida y de balance de carga en instancias de tamaño considerable (de 31 a 79 clientes).

Después del diseño experimental realizado se puede concluir que los factores que afectan la variable de respuesta son el tamaño de la lista tabú, tolerancia deseada entre el porcentaje de carga ideal y el porcentaje real y la diferencia relativa permitida entre la demanda de los vehículos para intercambio, siendo el primer factor el que más impacto tiene en la solución.

Para mejorar el desempeño de la meta-heurística se propone entonces usar tamaño de lista tabú dependiente, una tolerancia con relación al balance deseado del 15% y diferencia relativa de 15%.

4. CONCLUSIONES Y PERSPECTIVAS DE INVESTIGACIÓN

4.1. CONCLUSIONES

Los objetivos que se perseguían con la presente investigación se cumplieron ya que se logró desarrollar un enfoque tanto exacto como meta – heurístico para caracterizar y comprender el problema de ruteo de vehículos multi-objetivo con balance de carga entendiendo el balance de carga como la cantidad de productos a entregar o el número de clientes a visitar. Se logró tener resultados aceptables en tiempo de cómputo razonables.

Las comparaciones realizadas con las instancias conocidas en la literatura y los enfoques propuestos en esta investigación (modelo exacto y meta – heurística) muestran que se encuentran resultados con un gap promedio de 25% con relación al óptimo de minimización de distancia lo que evidencia que para mejorar el balance de carga es necesario castigar la distancia recorrida pero se logra un equilibrio entre los dos objetivos.

Por medio del diseño experimental realizado se logra encontrar los parámetros que son relevantes en la variable de respuesta de la investigación y muestra que la meta – heurística presenta los mejores resultados con el uso de un tamaño de lista tabú dependiente la cual varía directamente proporcional al número de nodos de la instancia analizada (se define de tamaño $n/2$ donde n es el número de nodos de la instancia).

La herramienta desarrollada en C# de Visual Studio 2008 es una herramienta de gran utilidad que fue probada en instancias teóricas de la literatura pero que se puede convertir en una herramienta importante para la toma de decisiones en las empresas logrando un equilibrio entre el costo de transporte (al minimizar la distancia) y la equidad en la asignación de carga a cada vehículo. Puede ser de interés, para las empresas que subcontratan el transporte ya que le garantiza a los propietarios de los vehículos que la asignación de carga se está realizando de una manera justa y equitativa.

Incorporar el objetivo de balance de carga entendiendo el balance como la cantidad de productos a entregar también puede contribuir a las empresas a estandarizar el proceso de carga y descarga de los vehículos ya que la carga almacenada en cada viaje es similar para todos los vehículos.

Finalmente el aporte de los conocimientos adquiridos en la Maestría en Gerencia de Operaciones de la Universidad de La Sabana fue fundamental para la realización del presente trabajo ya que se logra integrar los diversos temas vistos durante la misma y aplicarlos a un problema particular.

4.2. PERSPECTIVAS DE INVESTIGACIÓN

A partir de los resultados obtenidos en este trabajo se abren varias vías de investigaciones futuras. Por un lado se puede incluir un criterio de aspiración en el enfoque de Búsqueda Tabú es decir contemplar la posibilidad de utilizar un movimiento vetado si éste genera una buena solución y analizar si este criterio mejora los resultados obtenidos en esta investigación.

Por otro lado se puede considerar incluir esquemas de construcción de la solución inicial en la meta-heurística de Búsqueda Tabú, como nodo de inserción o la heurística de (Clarke & Wright, 1964). Igualmente considerar métodos adicionales para mejorar la distancia recorrida por cada vehículo, como intercambios 3-OPT (Lin, 1965) o la heurística de Kernighan-Lin (Lin & Kernighan, 1973.)

Otra investigación futura es contemplar otro tipo de balance de carga como número de clientes a visitar, longitud de la ruta o tiempo del recorrido y comparar los resultados con los obtenidos en esta investigación.

Adicionalmente, se considera en investigaciones futuras comparar los resultados obtenidos con otros métodos meta - heurísticos, como algoritmos genéticos, GRASP (Greedy Randomized Adaptive Search Procedure) o PSO (Particle Swarm Optimization).

Finalmente, buscando que el enfoque meta- heurístico propuesta se convierta en una herramienta de fácil acceso para la toma de decisiones en las empresas se propone como futura investigación el realizar una interfaz amigable y de fácil uso.

BIBLIOGRAFÍA

- Abdelgawad, H., Adbulhai, B., & Wahba, M. (2010). Multiobjective optimization for multimodal evacuation. *Transportation Research Record* (2196), 21-33.
- Acero Barraza, R. D. & Torres, F., 2002. Aplicación de una heurística de búsqueda tabú en un problema de programación de tareas en línea flexible de manufactura, Tesis de Maestría. Universidad de los Andes.
- Alabas-Ulsu, C. (2008). A self-tuning heuristics for a multi-objective vehicle routing problem. *Journal of the Operational Research Society*, 59(7), 988-996.
- Anbuudayasankar, S., Ganesh, Koh, L. & Ducq, Y., 2012. Modified savings heuristics and genetic algorithm for bi-objective vehicle routing problem with forced backhauls. *Expert Systems with Applications*, Issue 39, p. 2296–2305.
- Arakawa, M., & Bou, T. (2009). Development of a hybrid genetic algorithm for multi-objective problem for a vehicle routing problem. *3rd International Conference on Management Science and Engineering Management*, (págs. 10-15). Bangkok.
- Augerat, P., Belenguer, J., Benavent, E. & Corber, A., 1998. Computational Results with a Branch and Cut Code for the Capacitated Vehicle Routing Problem. *Research Report 949-M, Universite Joseph Fourier, Grenoble, France*.
- Baños, R., Ortega, J., Gil, C. & Márquez, A., 2013. A hybrid meta-heuristic for multi-objective vehicle routing problems. *Computers & Industrial Engineering*, 65(Issue 2), p. 286–296.
- Barán, B., & Schaefer, M. (2003). A multiobjective ant colony system for vehicle routing problem with time windows. *IASTED International Multi-Conference on Applied Informatics*, 21, págs. 97-102.
- Beham, A. (2007). Parallel Tabu Search and the multiobjective vehicle routing problem with time windows. *21st International Parallel and Distributed Processing Symposium, IPDPS 2007*.
- Benjamin, A. & Beasley, J., 2010. Metaheuristics for the waste collection vehicle routing problem with time windows, driver rest period and multiple disposal facilities. *Computers & Operations Research*, Issue 37, p. 2270–2280.
- Borgulya, I. (Diciembre de 2008). An algorithm for the capacitated vehicle routing problem with route balancing. *Central European Journal of Operations Research*, 16(4), 331-343.
- Braekers, K., Caris, A., & Janssens, G. (2011). A Deterministic Annealing Algorithm for a Bi-Objective Full Truckload Vehicle Routing Problem in Drayage Operations. *Procedia - Social and Behavioral Sciences*, 20, 344-353.

- Castro, J., Landa-Silva, D., & Moreno Pérez, J. (2009). Exploring feasible and infeasible regions in the vehicle routing problem with time windows using a multi-objective particle swarm optimization approach. *Studies in Computational Intelligence*, 236, 103-114.
- Castro-Gutierrez, J., Landa-Silva, D., & Moreno Pérez, J. (2011). Nature of real-world multi-objective vehicle routing with evolutionary algorithms. *Conference Proceedings - IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics 2011*, (págs. 257-264).
- Chand, P., & Mohanty, J. (2011). Multi objective genetic approach for solving vehicle routing problem with time window. *Communications in Computer and Information Science: 1st International Conference on Computer Science, Engineering and Information Technology, CCSEIT 2011*, 204, págs. 336-343.
- Chang, T.-S., & Wang, S.-D. (2010). Multi-trip vehicle routing and scheduling problems. *40th International Conference on Computers and Industrial Engineering, CIE40 2010*. Awaji.
- Cheong, C., Tan, K., Liu, D., & Xu, J. (2006). A multiobjective evolutionary algorithm for solving vehicle routing problem with stochastic demand. *IEEE Congress on Evolutionary Computation*.
- Clarke, G. & Wright, W., 1964. Scheduling of vehicles from a central depot to a number of delivery points.. *Operations Research* 12, pp. 568-581.
- Cruz Chavez, M. A. & Díaz Parra, O., 2000. El problema de transporte. Centro de Investigación en Ingeniería y Ciencias Aplicadas.
- Dantzig, G. B. & Ramser, R., 1959. The Truck Dispatching Problem.. *Management Science* 6, pp. 80 - 91.
- Díaz Fernandez, A., González Laverde, J. L., Laguna, M. & Moscato, P., 1996. *Optimización Heurística y Redes Nueronales*. Primera ed. España: Paraninfo S.A..
- Dharmapriya, Siyambalapitiya, & Kulatunga. (2010). Artificial Intelligence Computational Techniques to Optimize a Multi Objective Oriented Distribution Operations. Bangladesh: Proceedings of the 2010 International Conference on Industrial Engineering and Operations Management, Dhaka.
- Donati, A., Montemanni, R., Casagrande, N., Rizzoli, A., & Gambardella, L. (16 de Marzo de 2008). Time dependent vehicle routing problem with a multi ant colony system. *European Journal of Operational Research*, 185(3), 1174-1191.
- Edgeworth., F. Y., 1881.. Mathematical physics. P. Keagan, London, England,.
- Fisher, M. & Jaikumar, R., 1981. A generalized assignment heuristic for vehicle routing. *Networks*, 11(2), pp. 109 - 124.

- Gao, J. (2010). Model and algorithm of vehicle routing problem with time windows in stochastic traffic network. *2010 International Conference on Logistics Systems and Intelligent Management, ICLSIM 2010*, 2, págs. 848-851.
- Gao, A. (2012). The vehicle routing problem with backhauls: A multi-objective evolutionary approach. *Lecture Notes in Computer Science: 12th European Conference on Evolutionary Computation in Combinatorial Optimization, EvoCOP 2012*, 7245 LNCS, págs. 255-266. Málaga.
- García-Najera, A., & Bullinaria, J. A. (2009). Comparison of similarity measures for the multi-objective vehicle routing problem with time windows. *Proceedings of the 11th Annual genetic and Evolutionary Computation Conference, GECCO 2009*, (págs. 579-586).
- García-Najera, A., & Bullinaria, J. A. (2010 a). Optimizing delivery time in multi-objective vehicle routing problems with time windows. *11th International Conference on Parallel Problem Solving from Nature, PPSN 2010*, 6239 LNCS, págs. 51-60.
- García-Najera, A., & Bullinaria, J. (2010 b). An improved multi-objective evolutionary algorithm for the vehicle routing problem with time windows. *Computers and Operations Research*, 38(1), 287-300.
- García-Najera, A., & Bullinaria, J. A. (2010 c). Bi-objective optimization for the Vehicle Routing Problem with Time Windows: Using route similarity to enhance performance. *LNCS - 5th International Conference on Evolutionary Multi-Criterion Optimization, EMO 2009*, 5467 LNCS, págs. 275-289. Nantes.
- Garey, M. R. & Johnson, D., 1979. Computers and intractability, A Guide to the theory of NP-Completeness. New York. USA. W.H.Freeman and Company.
- Geiger. (2007). Interactive utility maximization in multi-objective vehicle routing problems: A "decision maker in the loop"-approach. *IEEE Symposium of Computational Intelligence in Multicriteria Decision Making, MCDM 2007*. Honolulu.
- Geiger, M. (2010). Fast Approximation Heuristics for Multi-Objective Vehicle Routing Problems. *Applications of Evolutionary Computation. EvoApplications 2010: EvoCOMNET, EvoENVIRONMENT, EvoFIN, EvoMUSART, and EvoTRANSLOG*, (págs. 441-450). Istanbul.
- Geiger, M. J., & Wenger, W. (2007). On the interactive resolution of multi-objective vehicle routing problems. *Notes in Computer Science: 4th International Conference on Evolutionary Multi-Criterion Optimization, EMO 2007*, 4403 LNCS, págs. 687-699.
- Ghoseiri, K., & Ghannadpour, S. (2010). Multi-objective vehicle routing problem with time windows using goal programming and genetic algorithm. *Applied Soft Computing*, 10, 1096-1107.

- Glover, F., 1986. Tabu Search-Part I. *ORSA Journal on Computing*, Volumen 1, pp. 190-206.
- Gong, W., & Fu, Z. (2010). ABC-ACO for perishable food vehicle routing problem with time windows. *2010 International Conference on Computational and Information Sciences, ICCIS2010*, (págs. 1261-1264). Chengdu.
- Gong, W., Liu, X., Zhang, J., & Fu, Z. (2007). Two-generation ant colony system for vehicle routing problem with time windows. *International Conference on Wireless Communications, Networking and Mobile Computing, WiCOM 2007*, (págs. 1917-1920).
- Hao, T. & Mingwei, H., 2005. Dynamic vehicle routing problem with multiple objectives: Solution framework and computational experiments. *Transportation Research Record*, Volumen 1923, pp. 199-207.
- Hasanpour, H., Mosadeghkhah, M., & Tavakoli Moghadam, R. (Octubre de 2009). Solving a Stochastic Multi-Depot Multi-Objective Vehicle Routing Problem by a Simulated Annealing. *Journal of Industrial Engineering (Journal of Faculty of Engineering)*, 1(43), 25-36.
- Hillier, F. S. & Lieberman, G., 2006. Introducción a la investigación de operaciones. Novena ed. México, McGraw-Hill.
- Hokey, M. (1991). A multiobjective vehicle routing problem with soft time windows: the case of a public library distribution system. *Socio-Economic Planning Sciences*, 25(3), 179-188.
- Hu, M.-W., & Tang, H. (2010). Multi-objective optimization model of dynamic vehicle routing problem. *Shenzhen Daxue Xuebao (Ligong Ban)/ Journal of Shenzhen University Science and Engineering*, 27(2), 230-235.
- Huayu, X., Wenhui, F., Tian, W., & Lijun, Y. (2008). An Or-opt NSGA-II algorithm for multi-objective vehicle routing problem with time windows. *4th IEEE Conference on Automation Science and Engineering, CASE 2008. A.N. 4626505*, (págs. 309-314). Washington.
- Jaber, J., Manel, Z. & Khaled, M., 2012. An NSGA-II algorithm for the green vehicle routing problem. *Notes in Computer Science: 12th European Conference on Evolutionary Computation in Combinatorial Optimization*, Volumen 7245, pp. 37-48.
- Jia, Y., & Ren, Z. (2010). Hybrid genetic algorithm for multi-objective vehicle routing problem based on human-computer interaction. *3rd International Conference on Information Management, Innovation Management and Industrial Engineering, ICIII 2010, 1*, págs. 393-396. kunming.
- Jiang, L., & Ding, B. (2010). Disruption Management Model of Multi-Depot Vehicle Routing Problem with Customers' Demand Changes. *Systems Engineering*(12).

- Jie, X. & De-Xian, H., 2007. Hybrid particle swarm optimization for vehicle routing problem with multiple objectives. *Computer Integrated Manufacturing Systems, CIMS*, 13(3), pp. 573-579.
- Jozefowicz, N., Semet, F., & Talbi, E.-G. (2005). Enhancements of NSGA II and its application to the vehicle routing problem with route balancing. *Artificial Evolution. 7th International Conference, Evolution Artificielle, EA 2005. Revised Selected Papers.*, (págs. 131-142). Lille.
- Jozefowicz, N., Semet, F., & Talbi, E.-G. (2007). Target aiming Pareto search and its application to the vehicle routing problem with route balancing. *Journal of Heuristics*, 13(5), 455-469.
- Jozefowicz, N., Semet, F., & Talbi, E.-G. (2008). Multi-Objective vehicle routing problems. *European Journal of Operational Research*(189), 293-309.
- Jozefowicz, N., Semet, F., & Talbi, E.-G. (2009). An evolutionary algorithm for the vehicle routing problem with route balancing. *European Journal of Operational Research*, 195(3), 761-769.
- Jun, Q., Wang, J., & Zheng, B.-j. (2008). A hybrid multiobjective algorithm for dynamic vehicle routing problems. *Computational Science - ICCS 2008. 8th International Conference*, (págs. 674-681).
- Kritikos, M. N., & Loannou, G. (Enero de 2010). The balanced cargo vehicle routing problem with time windows. *International Journal of Production Economics*, 123(1), 42-51.
- Kuo, Y. & Wang, C.-C., 2012. A variable neighborhood search for the multi-depot vehicle routing problem with loading cost. *Expert Systems with Applications*, Issue 39.
- Lau, H., Chan, T., Tsuia, W., Chanb, F., Hoa, G., & Choya, K. (2009). A fuzzy guided multi-objective evolutionary algorithm model for solving transportation problem. *Expert Systems with Applications*(36), 8255-8268.
- Lau, H., Chan, T., Tsui, W., & Pang, W. (2010). Application of Genetic Algorithms to Solve the Multidepot Vehicle Routing Problem. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 2(7), 383-392.
- Lee, T.-R. & Ueng, J.-H., 1999. A study of vehicle routing problems with load-balancing. *International Journal of Physical Distribution & Logistics Management*, Issue 29, pp. 646 - 657.
- Li, J. (2011). Study of a multi-objective vehicle routing problem with time window based on particle swarm optimization. *3rd International Workshop on Intelligent Systems and Applications, ISA 2011*. Wuhan.
- Li, J., & Zhang, Y. (2009). The Study on Vehicle Routing Problem of Simultaneous Deliveries and Pickups with Time Windows. *Information and Control*, 38(6), 752-758.

- Li, L., & Fu, Z. (Mayo de 2002). The school bus routing problem: A case study. *Journal of the Operational Research Society*, 53(5), 552-558.
- Li, Y. Y., & Liu, C. S. (2011). An effective Genetic Algorithm for the Vehicle Routing Problem with Multiple Depots. *Advanced Materials Research*, 204-210.
- Lin, S. & Kernighan, B. W., 1973. An Effective Heuristic Algorithm for the Traveling-Salesman Problem. *Operations Research*, Volumen 21, pp. 498-516.
- Lin, & Kwok. (2005). Multi-objective metaheuristics for a location routing problem with multiple use of vehicles on real data and simulated data. *European Journal of Operational Research*.
- Lin, L., Shi-Xin, L. & Jia-Fu, T., 2011. Vehicle routing problem with time reservation under B2C electronic commerce and ant colony algorithm for multi-objective optimization. *Control Theory and Applications*, 28(1), pp. 87-93.
- Li, X. & Tian, P., 2006. An ant colony system for the open vehicle routing problem.. En: M. D. e. al., ed. In ANTS 2006, Lecture Notes in Computer Sciences 4150.
- Liu, Q., & Xu, J. (2008). A study on vehicle routing problem in the delivery of fresh agricultural products under random fuzzy environment. *International Journal of Information and Management Sciences*, 19(4), 673-690.
- Lüer, A., Benavente, M., Bustos, J., Venegas, B., 2009. El problema de rutas de vehículos: Extensiones y métodos de resolución, estado del arte. *Workshop Internacional EIG2009. Departamento de Ingeniería de Sistemas Universidad de La Frontera – Chile*.
- Mei, Y., Tang, K., & Yao, X. (2011). A memetic algorithm for periodic capacitated arc routing problem. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 41(6), 1654-1667.
- Mendoza, J. (2011). Solving real-world vehicle routing problems in uncertain environments. *4OR: A Quarterly Journal of Operations Research*, 9(3), 321-324.
- Mester, D. & Bräysy, O., 2007. Active guided evolution strategies for large-scale capacitated vehicle routing problems. *Computers & Operations Research*, pp. 2964-2975.
- Miller, C., Tucker, A. & Zemlin, R., 1960. Integer Programming Formulations and traveling salesman problems.. *J. Assoc. Comput. Mach*, Issue 7, pp. 326-329.
- Mukai, N. (2008). Constraint relaxation for multi-objective optimization in vehicle routing problem. *11th IASTED International Conference on Intelligent Systems and Control, ISC 2008*, (págs. 44-49). Orlando.
- Müller, J. (Abril de 2010). Approximative solutions to the bicriterion Vehicle Routing Problem with Time Windows. *European Journal of Operational Research*, 202(1), 223-231.

- Muñoz-Zavala, A., Hernández-Aguirre, A., & Villa-Diharce, E. (2009). Particle evolutionary swarm multi-objective optimization for vehicle routing problem with time windows. *Studies in Computational Intelligence*, 242, 233-257.
- Nguyen, P. K., Crainic, T. G. & Toulouse, M., 2013. A tabu search for Time-dependent Multi-zone Multi-trip Vehicle Routing Problem with Time Windows. *European Journal of Operational Research*, Volumen 231, p. 43–56.
- Olivera, A., Heurísticas para Problemas de Ruteo de Vehículos., Instituto de Computación, Facultad de Ingeniería. Universidad de la República, Montevideo, Uruguay. 2004, Disponible en:www.fing.edu.uy/inco/pedeciba/bibliote/reptec/TR0408.pdf
- Ombuki, B., Ross, B., & Hanshar, F. (Febrero de 2006). Multi-objective genetic algorithms for vehicle routing problem with time windows. *Applied Intelligence*, 24(1), 17-30.
- Ombuki-Berman, B. M., Runka, A., & Hanshar, F. T. (2007). Waste collection vehicle routing problem with time windows using multi-objective genetic algorithms. *3rd IASTED International Conference on Computational Intelligence, CI 2007*, (págs. 91-97). Banff.
- Ombuki-Berman, B., & Hanshar, F. (2009). Using Genetic Algorithms for Multi-Depot Vehicle Routing. *Bio-Inspired Algorithms for the Vehicle Routing Problem. Studies in Computational Intelligence*, 161, 77-99.
- Pacheco, J., & Martí, J. (2006). Tabu Search for a multi-objective routing problem. *Journal of the Operational Research Society*, 57(1), 29-37.
- Pareto, V., 1896. Cours d'economie politique, Genève, Droz, Novena edición por G.H. Bousquet et G. Bucino (1964) misma editorial.
- Park, Y., & Koelling, C. (Junio de 1986). A solution of vehicle routing problems in a multiple objective environment. *Engineering Costs and Production Economics*, 10(2), 121-132.
- Pei, Z., Liu, Z., & Zhao, Y. (Octubre de 2010). Using difference evolutionary algorithm to multi-objective routing optimization. *Liaoning Gongcheng Jishu Daxue Xuebao (Ziran Kexue Ban)/Journal of Liaoning Technical University (Natural Science Edition)*, 29(5), 899-902.
- Qian, Z., Li-Qun, G., Xian-Pei, H. & Wei, W., 2003. Research on multi-objective vehicle routing problem of optimization based on clustering analysis and improved genetic algorithm. *Control and Decision*, 18(4), pp. 418-422.
- Qiang, M., Der-Horng, L., & Ruey-Long, C. (2005). Multiobjective vehicle routing and scheduling problem with time window constraints in hazardous material transportation. *Journal of Transportation Engineering*, 131, 699-707.

- Qinghua, Z., Yao, L., Guoquan, C., Zhuan, W., Haiqin, H., & Kui, L. (2008). Improved genetic algorithm for variable fleet vehicle routing problem with soft time window. *IEEE INDIN 2008: 6th IEEE International Conference on Industrial Informatics*, (págs. 233-238). Daejeon.
- Reiter, P., & Gutjahr, W. (Marzo de 2012). Exact hybrid algorithms for solving a bi-objective vehicle routing problem. *Central European Journal of Operations Research*, 20(1), 19-43.
- Repoussis, P., Tarantilis, C., Bräysy, O., & Ioannou, G. (Marzo de 2010). A hybrid evolution strategy for the open vehicle routing problem. *Computers and Operations Research*, 37(3), 443-455.
- Riera-Ledesma, J. & Salazar-González, J. J., 2012. Solving school bus routing using the multiple vehicle traveling purchaser problem: A branch - and - cut approach. *Computers & Operations Research*, Issue 39, p. 391-404.
- Scheffermann, R., Bender, M., & Cardeneo, A. (2009). Robust solutions for vehicle routing problems via evolutionary multiobjective optimization. *2009 IEEE Congress on Evolutionary Computation, CEC 2009*, (págs. 1605-1612).
- Shang, J. S., & Cuff, C. K. (Septiembre de 1996). Multicriteria pickup and delivery problem with transfer opportunity. *Computers & Industrial Engineering*, 30(4), 631-645.
- Sherinov, Z., Unveren, A., & Acan, A. (2011). An evolutionary multi-objective modeling and solution approach for fuzzy vehicle routing problem. *INISTA 2011 - 2011 International Symposium on Innovations in Intelligent Systems and Applications*, (págs. 450-454).
- Shinya, W. & Kazutoshi, S., 2007. A multiobjectivization approach for vehicle routing problems. Evolutionary Multi-Criterion Optimization. *Lecture Notes in Computer Science*, 4403(3), pp. 660-672.
- Schulze, J. & Torsten, F., 1999. A parallel algorithm for the vehicle routing problem with time window constraints. *Annals of Operations Research*, Volumen 86, pp. 585-607.
- Subramanian, A., Drummonda, L. & Bentes, C., 2010. A parallel heuristic for the Vehicle Routing Problem with Simultaneous Pickup and Delivery. *Computers & Operations Research*, Issue 37, pp. 1899-1911.
- Suliman, D., Jourdan, L., & Talbi, E.-G. (2010). Using multiobjective metaheuristics to solve VRP with uncertain demands. *2010 IEEE World Congress on Computational Intelligence, WCCI 2010 - 2010 IEEE Congress on Evolutionary Computation, CEC 2010*. Barcelona.
- Tadahiko, M. & Ryota, I., 2007. Local search in two-fold EMO algorithm to enhance solution similarity for multi-objective vehicle routing problems. *Lecture Notes in Computer Science: 4th International Conference on Evolutionary Multi-Criterion Optimization*, Volumen 4403 LNCS, pp. 201-215.

- Tan, K., Lee, T., Chew, Y., & Lee, L. (2003 a). A hybrid multiobjective evolutionary algorithm for solving truck and trailer vehicle routing problems. *Congress on Evolutionary Computation (IEEE Cat. No. 03TH8674)*, (págs. 2134-2141).
- Tan, Lee, T., Chew, Y., & Lee, L. (2003 b). A multiobjective evolutionary algorithm for solving vehicle routing problem with time windows. *2003 IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics. Conference Theme - System Security and Assurance, 1*, págs. 361-366.
- Tan, Chew, & Lee. (2006 a). A hybrid multi-objective evolutionary algorithm for solving truck and trailer vehicle routing problems. *European Journal of Operational Research*(172), 855-885.
- Tan, K., Chew, Y., & Lee, L. (2006 b). A hybrid multiobjective evolutionary algorithm for solving vehicle routing problem with time windows. *Computational Optimization and Applications*, 34(1), 115-151
- Tan, K., Cheong, C., & Goh, C. (2007). Solving multiobjective vehicle routing problem with stochastic demand via evolutionary computation. *European Journal of Operational Research*, 177(2), 813-839.
- Tang, H., & Hu, M. (2005). Dynamic vehicle routing problem with multiple objectives - Solution framework and computational experiments. *Transportation Research Record*(1923), 199-207.
- Tang, J., Pan, Z., Fung, R. Y., & Lau, H. (2009). Vehicle routing problem with fuzzy time windows. *Fuzzy Sets and Systems*, 160(5), 683-695.
- Tavakkoli-Moghaddam, Makui, & Mazloomi. (2010). A new integrated mathematical model for a bi-objective multi-depot location-routing problem solved by a multi-objective scatter search algorithm. *Journal of Manufacturing Systems*(29), 111-119.
- Toth, P. & Vigo, D., 2002. *The Vehicle Routing Problem*. United States of America: Society for Industrial and Applied Mathematics.
- Tzong-Ru, L., & Ji-Hwua, U. (1999). A study of vehicle routing problems with load-balancing. *International Journal of Ohysical Distribution & Logistics Management*, 29(10), 646-658.
- Urquhart, N., Hart, E., & Scott, C. (2010). Building low CO2 solutions to the vehicle routing problem with time windows using an evolutionary algorithm. *IEEE Congress on Evolutionary Computation*. Barcelona.
- Venkatasubbaiah, Acharyulu, & Mouli. (Abril de 2011). Fuzzy Goal Programming Method for Solving Multi-Objective Transportation Problems. *Global Journal of Research in Engineering*, 11(3).

- Vidal, T., Crainic, T. G., Gendreau, M. & Prins, C., 2013. A hybrid genetic algorithm with adaptive diversity management for a large class of vehicle routing problems with time-windows. *Computers & Operations Research*, Issue 40, p. 475–489.
- Wang, J., & Li, B. (2011). Multi-objective tabu search algorithm for vehicle routing problem with fuzzy due-time. *Computer Integrated Manufacturing Systems, CIMS*, 17(4), 858-866.
- Watanabe, S., & Sakakibara, K. (2007). A multiobjectivization approach for vehicle routing problems. *Evolutionary Multi-Criterion Optimization - 4th International Conference, EMO 2007, Proceedings. Lecture Notes in Computer Science, 4403 LNCS*, págs. 660-672.
- Wei, T., Fan, W., & Xu, H. (Diciembre de 2008). Greedy non-dominated sorting in genetic algorithm-ii for vehicle routing problem in distribution. *Chinese Journal of Mechanical Engineering (English Edition)*, 21(6), 18-24.
- Weise, T., Podlich, A., & Gorldt, C. (2010). Solving Real-World Vehicle Routing Problems with Evolutionary Algorithms. In: *Natural Intelligence for Scheduling, Planning and Packing Problems. Studies in Computational Intelligence*, 250, 29-53.
- Wen, M., Cordeau, J.-F., Laporte, G., & Larsen, J. (2010). The dynamic multi-period vehicle routing problem. *Computers and Operations Research*, 37(9), 1615-1623.
- Xiong-Wei, L., Da, Z., & Jun, L. (2009). Research of post logistic VRP with multi-objective based on PACA. *Application Research of Computers*, 26(6), 2070-2078.
- Xizhen, R., & Zhihong, L. (2008). A new effective evolutionary algorithm for the vehicle routing problem. *8th International Conference of Chinese Logistics and Transportation and Development in China*, (págs. 2199-2205).
- Xu, Y., Wang, L. & Yang, Y., 2012. A New Variable Neighborhood Search Algorithm for the Multi Depot Heterogeneous Vehicle Routing Problem with Time Windows.. *Electronic Notes in Discrete Mathematics*, Issue 39, p. 289–296.
- Yanwei, Z., Chuan, L., Jing-ling, Z., Xingqiu, R., & Wei, R. (2011). Research on Vehicle Routing Problem with Stochastic Demand Based on Multi-objective Method. *Advanced Intelligent Computing. 7th International Conference, IOC 2011*, (págs. 153-161). Berlin.
- Yu, B. & Zhen, Z., 2011. An ant colony optimization model: The period vehicle routing. *Transportation Research Parte E*, Volumen 47, p. 166–181.
- Zhang, T., Chaovalitwongse, W. & Zhang, Y., 2012. Scatter search for the stochastic travel-time vehicle routing problem with simultaneous pick-ups and deliveries. *Computers & Operations Research*, Issue 39, p. 2277–2290.

- Zhang, J.-Y., & Li, J. (2011). A heuristic algorithm to vehicle routing problem with the consideration of customers' service preference. *8th International Conference on Service Systems and Service Management - Proceedings of ICSSSM'11*.
- Zheng, B. (2010). Multi-objective vehicle routing problem in hazardous material transportation. *ICLEM 2010: Logistics for Sustained Economic Development - Infrastructure, Information, Integration-. Proceedings of the 2010 International Conference of Logistics Engineering and Management*. Chengdu.
- Zhu, N., & Shao, C. (2010). Vehicle routing problem with simultaneous delivery and pick-up based on the improved genetic algorithm. *Proceedings - 4th International Conference on Genetic and Evolutionary Computing, ICGEC 2010*, (págs. 312-316).
- Zou, S., Huang, X., & Zhang, H. (2009). Multi-objective genetic algorithm for solving capacitated vehicle routing problems. *Journal of Southwest Jiaotong University*, 44(5), 782-786.

Anexo 1. Programación de Rutas Modelo matemático.

Tabla 1. Resultados instancia A-n32-k5

ESCENARIO 1 SIN BALANCE DE CARGA		
RUTA DE CADA VEHÍCULO	CAPACIDAD UTILIZADA	DISTANCIA TOTAL RECORRIDA
1-22-32-20-18-14-8-27-1	98%	818
1-31-17-2-13-1	72%	
1-15-7-29-5-12-9-10-23-30-21-1	99%	
1-25-28-1	44%	
1-4-3-24-19-16-11-26-6-1	97%	
ESCENARIO 2 CON BALANCE DE CARGA		
RUTA DE CADA VEHÍCULO	CAPACIDAD UTILIZADA	DISTANCIA TOTAL RECORRIDA
1-15-23-12-5-29-9-19-10-1	78%	1138
1-2-22-32-18-20-1	83%	
1-14-26-30-16-28-1	84%	
1-25-27-8-17-13-1	81%	
1-31-4-7-24-3-11-6-21-1	84%	
MEJOR SOLUCIÓN EN LA LITERATURA		
RUTA DE CADA VEHÍCULO	CAPACIDAD UTILIZADA	DISTANCIA TOTAL RECORRIDA
1-22-32-20-18-14-8-27-1	98%	784
1-13-2-17-31-1	72%	
1-28-25-1	44%	
1-30-19-9-10-23-16-11-26-6-21-1	98%	
1-15-29-12-5-24-4-3-7-1	98%	

Tabla 2. Resultados instancia A-n33-k5

ESCENARIO 1 SIN BALANCE DE CARGA		
RUTA DE CADA VEHÍCULO	CAPACIDAD UTILIZADA	DISTANCIA TOTAL RECORRIDA
1-3-33-26-28-14-1	86%	909
1-16-17-18-10-4-6-21-1	100%	
1-23-19-9-27-31-1	64%	
1-29-30-32-12-20-7-25-1	97%	
1-24-15-2-22-8-11-13-5-1	99%	
ESCENARIO 2 CON BALANCE DE CARGA		
RUTA DE CADA VEHÍCULO	CAPACIDAD UTILIZADA	DISTANCIA TOTAL RECORRIDA
1-25-7-20-2-15-23-1	78%	1053
1-5-13-11-26-31-6-33-1	87%	
1-29-19-32-30-4-17-24-1	98%	
1-28-27-14-9-8-22-12-1	92%	
1-3-21-18-10-16-1	91%	
MEJOR SOLUCIÓN EN LA LITERATURA		
RUTA DE CADA VEHÍCULO	CAPACIDAD UTILIZADA	DISTANCIA TOTAL RECORRIDA
1 16 18 10 4 17 30 1	92%	661
1 13 6 27 8 9 14 33 3	97%	
1 21 5 28 26 31 11 1	98%	
1 24 29 19 23 1	61%	
1 25 7 20 15 22 2 32 12 1	98%	

Tabla 3. Resultados instancia A-n33-k6

ESCENARIO 1 SIN BALANCE DE CARGA		
RUTA DE CADA VEHÍCULO	CAPACIDAD UTILIZADA	DISTANCIA TOTAL RECORRIDA
1-25-15-10-16-21-1	75%	1084
1-3-4-27-23-9-5-6-1	100%	
1-13-22-1	91%	
1-20-18-29-33-24-1	89%	
1-11-14-8-7-19-2-32-1	91%	
1-26-17-31-28-12-30-1	97%	
RUTA DE CADA VEHÍCULO	CAPACIDAD UTILIZADA	DISTANCIA TOTAL RECORRIDA
1-9-4-3-26-19-2-1	93%	1316
1-16-25-23-27-24-29-1	97%	
1-13-22-1	91%	
1-32-33-11-12-30-18-1	85%	
1-8-7-20-28-5-6-14-1	98%	
1-17-31-10-21-15-1	75%	
MEJOR SOLUCIÓN EN LA LITERATURA		
RUTA DE CADA VEHÍCULO	CAPACIDAD UTILIZADA	DISTANCIA TOTAL RECORRIDA
1 6 3 21 16 10 4 9 5 1	99%	742
1 32 25 24 27 23 1	67%	
1 18 12 30 20 8 1	97%	
1 11 13 22 1	92%	
1 29 28 31 17 26 33 1	97%	
1 14 7 19 2 15 1	89%	

Tabla 4. Resultados instancia A-n34-k5

ESCENARIO 1 SIN BALANCE DE CARGA		
RUTA DE CADA VEHÍCULO	CAPACIDAD UTILIZADA	DISTANCIA TOTAL RECORRIDA
1-25-31-6-7-8-15-1	98%	852
1-21-4-13-10-23-17-1	92%	
1-16-32-33-29-26-20-18-1	93%	
1-12-24-2-28-9-30-1	94%	
1-27-5-14-11-22-3-19-34-1	83%	
ESCENARIO 2 CON BALANCE DE CARGA		
RUTA DE CADA VEHÍCULO	CAPACIDAD UTILIZADA	DISTANCIA TOTAL RECORRIDA
1-22-33-29-32-26-14-11-1	92%	910
1-2-28-24-9-30-1	87%	
1-5-27-21-15-8-7-1	92%	
1-34-17-23-4-13-10-3-19-1	92%	
1-6-31-25-16-12-18-20-1	97%	
MEJOR SOLUCIÓN EN LA LITERATURA		
RUTA DE CADA VEHÍCULO	CAPACIDAD UTILIZADA	DISTANCIA TOTAL RECORRIDA
1 19 22 33 29 32 26 14 1	96%	778
1 5 27 6 25 31 1	89%	
1 11 18 20 12 24 2 28 1	93%	
1 21 34 17 23 13 4 10 3 1	96%	
1 15 30 9 16 7 8 1	86%	

Tabla 5. Resultados instancia A-n36-k5

ESCENARIO 1 SIN BALANCE DE CARGA		
RUTA DE CADA VEHÍCULO	CAPACIDAD UTILIZADA	DISTANCIA TOTAL RECORRIDA
1-10-29-13-32-4-7-1	92%	999
1-17-14-33-23-19-22-11-1	92%	
1-6-21-27-8-1	73%	
1-35-15-20-5-24-3-36-16-9-1	97%	
1-18-31-34-30-28-25-2-12-26-1	88%	
ESCENARIO 2 CON BALANCE DE CARGA		
RUTA DE CADA VEHÍCULO	CAPACIDAD UTILIZADA	DISTANCIA TOTAL RECORRIDA
1-27-33-23-25-28-26-12-2-17-1	99%	1002
1-11-6-21-8-1	83%	
1-4-7-22-19-14-18-31-30-34-1	88%	
1-29-35-24-36-3-9-16-1	85%	
1-5-20-32-13-10-15-1	87%	
MEJOR SOLUCIÓN EN LA LITERATURA		
RUTA DE CADA VEHÍCULO	CAPACIDAD UTILIZADA	DISTANCIA TOTAL RECORRIDA
1 10 7 4 5 20 32 13 1	90%	799
1 29 15 35 24 3 36 9 16 1	99%	
1 17 12 25 28 26 6 21 1	100%	
1 11 8 27 1	58%	
1 2 23 33 14 18 31 30 34 19 22 1	95%	

Tabla 6. Resultados instancia A-n37-k5

ESCENARIO 1 SIN BALANCE DE CARGA		
RUTA DE CADA VEHÍCULO	CAPACIDAD UTILIZADA	DISTANCIA TOTAL RECORRIDA
1-8-5-13-3-20-21-1	91%	867
1-16-7-11-14-6-34-23-17-1	97%	
1-22-4-12-28-9-25-10-1	72%	
1-30-29-32-33-37-35-1	62%	
1-24-18-15-2-26-36-19-27-31-1	85%	
ESCENARIO 2 CON BALANCE DE CARGA		
RUTA DE CADA VEHÍCULO	CAPACIDAD UTILIZADA	DISTANCIA TOTAL RECORRIDA
1-30-33-32-29-27-31-36-19-1	84%	882
1-22-5-8-23-14-34-1	85%	
1-16-17-21-20-3-1	68%	
1-2-18-15-24-25-9-10-12-28-26-4-1	85%	
1-13-11-7-6-35-37-1	85%	
MEJOR SOLUCIÓN EN LA LITERATURA		
RUTA DE CADA VEHÍCULO	CAPACIDAD UTILIZADA	DISTANCIA TOTAL RECORRIDA
1 23 14 11 7 6 34 5 8 1	96%	669
1 2 13 3 20 21 24 15 18 1	98%	
1 37 30 33 29 32 31 16 1	83%	
1 4 25 10 12 28 9 26 36 19 27 35 1	91%	
1 22 17 1	39%	

Anexo 2. Consolidado resultados meta-heurística con balance de carga

Instancia	Mejor solución	Porcentaje de ocupación deseado	LISTA TABÚ	% de Tolerancia Balance de Carga	Diferencia Relativa entre demandas	Tiempo de Ejecución	Distancia recorrida	Diferencia con el óptimo de distancia	Diferencia con el porcentaje de ocupación	Gap promedio de los dos objetivos
A-n32-k5.vrp	784	82%	Fija	0,05	0,05	0,430	1603	105%	15%	60%
					0,1	0,490	1582	102%	16%	59%
					0,15	0,570	1642	109%	17%	63%
				0,1	0,05	0,240	1330	70%	5%	38%
					0,1	0,380	1493	90%	6%	48%
					0,15	0,630	1215	55%	9%	32%
				0,15	0,05	0,250	1324	69%	5%	37%
					0,1	0,420	1492	90%	6%	48%
					0,15	0,560	1259	61%	9%	35%
			Dependiente	0,05	0,05	0,250	1188	52%	14%	33%
					0,1	0,370	1233	57%	13%	35%
					0,15	0,570	1244	59%	12%	35%
				0,1	0,05	0,230	1214	55%	8%	32%
					0,1	0,410	1042	33%	9%	21%
					0,15	0,685	1123	43%	4%	24%
				0,15	0,05	0,211	1223	56%	7%	31%
					0,1	0,340	1222	56%	7%	31%
					0,15	0,561	1084	38%	4%	21%
A-n33-k5.vrp	661	89%	Fija	0,05	0,05	0,270	1103	67%	4%	35%
					0,1	0,390	1035	57%	4%	30%
					0,15	0,610	1005	52%	6%	29%
				0,1	0,05	0,230	1099	66%	4%	35%
					0,1	0,421	1017	54%	4%	29%
					0,15	0,520	1128	71%	4%	37%
				0,15	0,05	0,260	1099	66%	4%	35%
					0,1	0,430	1017	54%	4%	29%
					0,15	0,580	1128	71%	4%	37%
			Dependiente	0,05	0,05	0,230	830	26%	4%	15%
					0,1	0,400	848	28%	4%	16%
					0,15	0,600	781	18%	4%	11%
				0,1	0,05	0,220	830	26%	4%	15%
					0,1	0,451	848	28%	4%	16%
					0,15	0,728	781	18%	4%	11%
				0,15	0,05	0,230	830	26%	4%	15%
					0,1	0,410	848	28%	4%	16%
					0,15	0,660	781	18%	4%	11%

Instancia	Mejor solución	Porcentaje de ocupación deseado	LISTA TABÚ	% de Tolerancia Balance de Carga	Diferencia Relativa entre demandas	Tiempo de Ejecución	Distancia recorrida	Diferencia con el óptimo de distancia	Diferencia con el porcentaje de ocupación	Gap promedio de los dos objetivos
A-n33-k6.vrp	742	90%	Fija	0,05	0,05	0,330	1125	52%	3%	27%
					0,1	0,630	1268	71%	4%	37%
					0,15	0,680	1138	53%	6%	30%
				0,1	0,05	0,270	1232	66%	5%	35%
					0,1	0,480	1239	67%	6%	36%
					0,15	0,630	1227	65%	8%	37%
				0,15	0,05	0,250	1184	60%	7%	33%
					0,1	0,430	1143	54%	7%	31%
					0,15	0,520	1166	57%	7%	32%
			Dependiente	0,05	0,05	0,290	1014	37%	4%	20%
					0,1	0,440	960	29%	5%	17%
					0,15	0,660	867	17%	4%	11%
				0,1	0,05	0,280	941	27%	5%	16%
					0,1	0,543	941	27%	5%	16%
					0,15	0,890	932	26%	5%	15%
				0,15	0,05	0,240	962	30%	7%	18%
					0,1	0,420	913	23%	6%	15%
					0,15	0,600	899	21%	6%	14%
A-n34-k5.vrp	778	92%	Fija	0,05	0,05	0,570	1222	57%	4%	30%
					0,1	0,630	1198	54%	4%	29%
					0,15	0,868	1175	51%	4%	27%
				0,1	0,05	0,370	1303	68%	4%	36%
					0,1	0,700	1289	66%	3%	34%
					0,15	0,832	1126	45%	3%	24%
				0,15	0,05	0,430	1303	68%	4%	36%
					0,1	0,640	1289	66%	3%	34%
					0,15	0,880	1126	45%	3%	24%
			Dependiente	0,05	0,05	0,400	948	22%	6%	14%
					0,1	0,561	875	12%	4%	8%
					0,15	0,760	860	11%	3%	7%
				0,1	0,05	0,310	1033	33%	3%	18%
					0,1	0,564	986	27%	2%	14%
					0,15	0,740	934	20%	3%	12%
				0,15	0,05	0,342	1033	33%	3%	18%
					0,1	0,520	986	27%	2%	14%
					0,15	0,630	934	20%	3%	12%

Instancia	Mejor solución	Porcentaje de ocupación deseado	LISTA TABÚ	% de Tolerancia Balance de Carga	Diferencia Relativa entre demandas	Tiempo de Ejecución	Distancia recorrida	Diferencia con el óptimo de distancia	Diferencia con el porcentaje de ocupación	Gap promedio de los dos objetivos
A-n36-k5.vrp	799	88%	Fija	0,05	0,05	0,510	1422	78%	11%	45%
					0,1	0,831	1260	58%	11%	35%
					0,15	0,840	1260	58%	11%	35%
				0,1	0,05	0,530	1465	83%	4%	44%
					0,1	0,790	1103	38%	6%	22%
					0,15	0,780	1068	34%	9%	21%
				0,15	0,05	0,620	1168	46%	6%	26%
					0,1	0,701	1103	38%	9%	23%
					0,15	0,770	1145	43%	9%	26%
			Dependiente	0,05	0,05	0,470	1089	36%	11%	24%
					0,1	0,641	1089	36%	11%	24%
					0,15	0,830	1089	36%	11%	24%
				0,1	0,05	0,460	1071	34%	5%	19%
					0,1	0,914	938	17%	5%	11%
					0,15	1,021	938	17%	5%	11%
				0,15	0,05	0,510	930	16%	7%	12%
					0,1	0,700	996	25%	10%	17%
					0,15	0,820	996	25%	10%	17%
A-n37-k5.vrp	669	81%	Fija	0,05	0,05	0,290	1355	102%	8%	55%
					0,1	0,530	1299	94%	9%	51%
					0,15	0,840	1326	98%	9%	53%
				0,1	0,05	0,290	1355	102%	8%	55%
					0,1	0,623	1299	94%	9%	51%
					0,15	0,850	1326	98%	9%	53%
				0,15	0,05	0,480	1073	60%	8%	34%
					0,1	0,701	1074	61%	10%	35%
					0,15	0,912	1029	54%	10%	32%
			Dependiente	0,05	0,05	0,260	1031	54%	8%	31%
					0,1	0,450	879	31%	10%	21%
					0,15	0,650	910	36%	10%	23%
				0,1	0,05	0,270	1031	54%	8%	31%
					0,1	0,680	879	31%	10%	21%
					0,15	0,851	910	36%	10%	23%
				0,15	0,05	0,380	949	42%	8%	25%
					0,1	0,470	944	41%	10%	25%
					0,15	0,750	898	34%	13%	24%

Instancia	Mejor solución	Porcentaje de ocupación deseado	LISTA TABÚ	% de Tolerancia Balance de Carga	Diferencia Relativa entre demandas	Tiempo de Ejecución	Distancia recorrida	Diferencia con el óptimo de distancia	Diferencia con el porcentaje de ocupación	Gap promedio de los dos objetivos
A-n37-k6.vrp	949	95%	Fija	0,05	0,05	0,421	1476	56%	12%	34%
					0,1	0,750	1616	70%	12%	41%
					0,15	0,801	1335	41%	12%	26%
				0,1	0,05	0,460	1476	56%	12%	34%
					0,1	0,590	1616	70%	12%	41%
					0,15	0,770	1335	41%	12%	26%
				0,15	0,05	0,480	1659	75%	12%	43%
					0,1	0,632	1654	74%	12%	43%
					0,15	0,760	1833	93%	12%	52%
			Dependiente	0,05	0,05	0,400	1271	34%	12%	23%
					0,1	0,721	1106	17%	12%	14%
					0,15	0,680	1139	20%	12%	16%
				0,1	0,05	0,400	1271	34%	12%	23%
					0,1	0,884	1106	17%	12%	14%
					0,15	0,900	1139	20%	12%	16%
				0,15	0,05	0,350	1302	37%	12%	24%
					0,1	0,770	1157	22%	12%	17%
					0,15	0,680	1135	20%	12%	16%
A-n38-k5.vrp	730	96%	Fija	0,05	0,05	0,641	1172	61%	4%	32%
					0,1	0,742	1172	61%	4%	32%
					0,15	0,820	1325	81%	3%	42%
				0,1	0,05	0,540	1144	57%	3%	30%
					0,1	0,760	1182	62%	3%	32%
					0,15	0,760	1132	55%	4%	29%
				0,15	0,05	0,540	1144	57%	3%	30%
					0,1	0,790	1182	62%	3%	32%
					0,15	0,740	1132	55%	4%	29%
			Dependiente	0,05	0,05	0,510	972	33%	4%	19%
					0,1	0,610	1009	38%	4%	21%
					0,15	0,680	987	35%	3%	19%
				0,1	0,05	0,400	999	37%	4%	20%
					0,1	0,670	1021	40%	5%	22%
					0,15	0,780	998	37%	3%	20%
				0,15	0,05	0,440	999	37%	4%	20%
					0,1	0,580	1021	40%	5%	22%
					0,15	0,800	998	37%	3%	20%

Instancia	Mejor solución	Porcentaje de ocupación deseado	LISTA TABÚ	% de Tolerancia Balance de Carga	Diferencia Relativa entre demandas	Tiempo de Ejecución	Distancia recorrida	Diferencia con el óptimo de distancia	Diferencia con el porcentaje de ocupación	Gap promedio de los dos objetivos
A-n39-k5.vrp	822	95%	Fija	0,05	0,05	0,512	1642	100%	3%	52%
					0,1	0,540	1483	80%	3%	41%
					0,15	0,750	1318	60%	4%	32%
				0,1	0,05	0,330	1642	100%	3%	52%
					0,1	0,530	1483	80%	3%	41%
					0,15	0,660	1318	60%	4%	32%
				0,15	0,05	0,450	1642	100%	3%	52%
					0,1	0,631	1483	80%	3%	41%
					0,15	0,760	1318	60%	4%	32%
			Dependiente	0,05	0,05	0,360	1146	39%	3%	21%
					0,1	0,630	1107	35%	4%	19%
					0,15	0,630	1169	42%	3%	23%
				0,1	0,05	0,390	1146	39%	3%	21%
					0,1	0,560	1107	35%	4%	19%
					0,15	0,600	1169	42%	3%	23%
				0,15	0,05	0,440	1146	39%	3%	21%
					0,1	0,611	1107	35%	4%	19%
					0,15	0,680	1169	42%	3%	23%
A-n39-k6.vrp	831	88%	Fija	0,05	0,05	0,481	1435	73%	6%	39%
					0,1	0,810	1371	65%	5%	35%
					0,15	0,770	1508	82%	3%	42%
				0,1	0,05	0,470	1435	73%	6%	39%
					0,1	0,630	1371	65%	5%	35%
					0,15	0,837	1508	82%	3%	42%
				0,15	0,05	0,470	1435	73%	6%	39%
					0,1	0,690	1371	65%	5%	35%
					0,15	0,820	1508	82%	3%	42%
			Dependiente	0,05	0,05	0,370	1215	46%	6%	26%
					0,1	0,550	1278	54%	4%	29%
					0,15	0,690	1196	44%	7%	26%
				0,1	0,05	0,420	1215	46%	6%	26%
					0,1	0,710	1278	54%	4%	29%
					0,15	0,750	1196	44%	7%	26%
				0,15	0,05	0,410	1215	46%	6%	26%
					0,1	0,620	1278	54%	4%	29%
					0,15	0,740	1196	44%	7%	26%

Instancias	Mejor solución	Porcentaje de ocupación deseado	LISTA TABÚ	% de Tolerancia Balance de Carga	Diferencia Relativa entre demandas	Tiempo de Ejecución	Distancia recorrida	Diferencia con el óptimo de distancia	Diferencia con el porcentaje de ocupación	Gap promedio de los dos objetivos
A-n44-k7.vrp	937	95%	Fija	0,05	0,05	0,922	1459	56%	4%	30%
					0,1	0,801	1562	67%	5%	36%
					0,15	1,030	1545	65%	5%	35%
				0,1	0,05	0,680	1508	61%	5%	33%
					0,1	0,940	1435	53%	4%	29%
					0,15	1,480	1347	44%	4%	24%
				0,15	0,05	0,781	1508	61%	5%	33%
					0,1	0,990	1435	53%	4%	29%
					0,15	1,221	1347	44%	4%	24%
			Dependiente	0,05	0,05	0,661	1199	28%	5%	16%
					0,1	0,870	1147	22%	5%	13%
					0,15	0,990	1223	31%	5%	18%
				0,1	0,05	0,600	1169	25%	4%	14%
					0,1	0,860	1147	22%	5%	13%
					0,15	1,070	1223	31%	5%	18%
				0,15	0,05	0,621	1169	25%	4%	14%
					0,1	0,910	1147	22%	5%	13%
					0,15	1,050	1223	31%	5%	18%
A-n45-k6.vrp	944	99%	Fija	0,05	0,05	0,602	1784	89%	4%	46%
					0,1	0,830	1661	76%	3%	40%
					0,15	0,831	1795	90%	3%	47%
				0,1	0,05	0,460	1784	89%	4%	46%
					0,1	0,671	1661	76%	3%	40%
					0,15	1,186	1795	90%	3%	47%
				0,15	0,05	0,540	1722	82%	4%	43%
					0,1	0,580	1883	99%	4%	52%
					0,15	0,890	1718	82%	3%	43%
			Dependiente	0,05	0,05	0,530	1295	37%	4%	21%
					0,1	0,790	1309	39%	3%	21%
					0,15	0,850	1281	36%	3%	20%
				0,1	0,05	0,500	1295	37%	4%	21%
					0,1	0,909	1309	39%	3%	21%
					0,15	0,940	1281	36%	3%	20%
				0,15	0,05	0,490	1295	37%	4%	21%
					0,1	0,630	1305	38%	3%	21%
					0,15	0,780	1281	36%	3%	20%

Instancias	Mejor solución	Porcentaje de ocupación deseado	LISTA TABÚ	% de Tolerancia Balance de Carga	Diferencia Relativa entre demandas	Tiempo de Ejecución	Distancia recorrida	Diferencia con el óptimo de distancia	Diferencia con el porcentaje de ocupación	Gap promedio de los dos objetivos
A-n45-k7.vrp	1146	91%	Fija	0,05	0,05	0,740	1748	53%	8%	30%
					0,1	1,030	1801	57%	9%	33%
					0,15	1,591	1916	67%	6%	37%
				0,1	0,05	0,670	1748	53%	8%	30%
					0,1	1,200	1801	57%	9%	33%
					0,15	1,922	1916	67%	6%	37%
				0,15	0,05	0,660	1969	72%	6%	39%
					0,1	1,241	1854	62%	5%	33%
					0,15	1,361	1739	52%	7%	29%
			Dependiente	0,05	0,05	0,550	1549	35%	9%	22%
					0,1	0,960	1622	42%	7%	24%
					0,15	9,120	1492	30%	9%	19%
				0,1	0,05	0,680	1549	35%	9%	22%
					0,1	1,144	1622	42%	7%	24%
					0,15	1,394	1492	30%	9%	19%
				0,15	0,05	0,580	1517	32%	7%	19%
					0,1	0,960	1443	26%	6%	16%
					0,15	1,271	1496	31%	8%	19%
A-n46-k7.vrp	914	86%	Fija	0,05	0,05	0,842	1663	82%	9%	45%
					0,1	1,130	1763	93%	8%	51%
					0,15	1,350	1551	70%	9%	39%
				0,1	0,05	0,530	1493	63%	5%	34%
					0,1	0,920	1472	61%	4%	33%
					0,15	1,602	1484	62%	5%	34%
				0,15	0,05	0,700	1493	63%	5%	34%
					0,1	0,972	1472	61%	4%	33%
					0,15	1,340	1484	62%	5%	34%
			Dependiente	0,05	0,05	0,630	1368	50%	9%	29%
					0,1	0,820	1409	54%	11%	33%
					0,15	1,402	1298	42%	11%	26%
				0,1	0,05	0,490	1232	35%	4%	19%
					0,1	0,930	1188	30%	6%	18%
					0,15	1,200	1164	27%	7%	17%
				0,15	0,05	0,570	1232	35%	4%	19%
					0,1	0,950	1188	30%	6%	18%
					0,15	1,190	1164	27%	7%	17%

Instancias	Mejor solución	Porcentaje de ocupación deseado	LISTA TABÚ	% de Tolerancia Balance de Carga	Diferencia Relativa entre demandas	Tiempo de Ejecución	Distancia recorrida	Diferencia con el óptimo de distancia	Diferencia con el porcentaje de ocupación	Gap promedio de los dos objetivos
A-n48-k7.vrp	1073	89%	Fija	0,05	0,05	0,670	2262	111%	6%	58%
					0,1	1,210	2267	111%	6%	59%
					0,15	1,420	2243	109%	8%	59%
				0,1	0,05	0,590	2262	111%	6%	58%
					0,1	1,150	2267	111%	6%	59%
					0,15	1,813	2243	109%	8%	59%
				0,15	0,05	0,690	2116	97%	6%	52%
					0,1	1,220	2016	88%	7%	48%
					0,15	1,350	1942	81%	9%	45%
			Dependiente	0,05	0,05	0,590	1749	63%	6%	35%
					0,1	1,130	1553	45%	8%	26%
					0,15	1,680	1651	54%	8%	31%
				0,1	0,05	0,640	1749	63%	6%	35%
					0,1	1,160	1553	45%	8%	26%
					0,15	1,512	1651	54%	8%	31%
				0,15	0,05	0,690	1636	52%	7%	30%
					0,1	1,190	1437	34%	9%	22%
					0,15	2,113	1482	38%	8%	23%
A-n53-k7.vrp	1010	95%	Fija	0,05	0,05	0,840	1799	78%	2%	40%
					0,1	1,271	1654	64%	3%	33%
					0,15	1,371	1550	53%	2%	28%
				0,1	0,05	0,840	1799	78%	2%	40%
					0,1	1,220	1654	64%	3%	33%
					0,15	1,934	1550	53%	2%	28%
				0,15	0,05	0,861	1799	78%	2%	40%
					0,1	1,281	1654	64%	3%	33%
					0,15	1,470	1550	53%	2%	28%
			Dependiente	0,05	0,05	0,860	1318	31%	2%	16%
					0,1	1,140	1251	24%	3%	14%
					0,15	1,260	1281	27%	4%	15%
				0,1	0,05	0,800	1318	31%	2%	16%
					0,1	1,130	1251	24%	3%	14%
					0,15	1,330	1281	27%	4%	15%
				0,15	0,05	0,931	1318	31%	2%	16%
					0,1	1,160	1251	24%	3%	14%
					0,15	1,382	1281	27%	4%	15%

Instancias	Mejor solución	Porcentaje de ocupación deseado	LISTA TABÚ	% de Tolerancia Balance de Carga	Diferencia Relativa entre demandas	Tiempo de Ejecución	Distancia recorrida	Diferencia con el óptimo de distancia	Diferencia con el porcentaje de ocupación	Gap promedio de los dos objetivos
A-n54-k7.vrp	1167	96%	Fija	0,05	0,05	1,020	2085	79%	7%	43%
					0,1	1,330	1935	66%	8%	37%
					0,15	1,740	1872	60%	6%	33%
				0,1	0,05	0,760	2085	79%	7%	43%
					0,1	1,331	1935	66%	8%	37%
					0,15	1,920	1872	60%	6%	33%
				0,15	0,05	0,890	2085	79%	7%	43%
					0,1	1,372	1935	66%	8%	37%
					0,15	1,731	1872	60%	6%	33%
			Dependiente	0,05	0,05	0,820	1569	34%	8%	21%
					0,1	1,180	1661	42%	6%	24%
					0,15	1,450	1539	32%	7%	20%
				0,1	0,05	0,690	1569	34%	8%	21%
					0,1	1,190	1661	42%	6%	24%
					0,15	1,560	1539	32%	7%	20%
				0,15	0,05	0,721	1569	34%	8%	21%
					0,1	1,211	1661	42%	6%	24%
					0,15	1,710	1539	32%	7%	20%
A-n55-k9.vrp	1073	93%	Fija	0,05	0,05	1,150	1969	83%	9%	46%
					0,1	1,631	1863	74%	10%	42%
					0,15	1,810	1577	47%	9%	28%
				0,1	0,05	1,101	1969	83%	9%	46%
					0,1	1,570	1863	74%	10%	42%
					0,15	1,870	1577	47%	9%	28%
				0,15	0,05	1,020	1969	83%	9%	46%
					0,1	1,662	1863	74%	10%	42%
					0,15	1,990	1577	47%	9%	28%
			Dependiente	0,05	0,05	1,083	1399	30%	11%	21%
					0,1	1,470	1332	24%	10%	17%
					0,15	1,740	1331	24%	11%	18%
				0,1	0,05	1,090	1399	30%	11%	21%
					0,1	1,563	1332	24%	10%	17%
					0,15	1,910	1331	24%	11%	18%
				0,15	0,05	1,240	1399	30%	11%	21%
					0,1	1,620	1332	24%	10%	17%
					0,15	2,330	1331	24%	11%	18%

Instancias	Mejor solución	Porcentaje de ocupación deseado	LISTA TABÚ	% de Tolerancia Balance de Carga	Diferencia Relativa entre demandas	Tiempo de Ejecución	Distancia recorrida	Diferencia con el óptimo de distancia	Diferencia con el porcentaje de ocupación	Gap promedio de los dos objetivos
A-n60-k9.vrp	1408	92%	Fija	0,05	0,05	1,371	2476	76%	6%	41%
					0,1	2,260	2126	51%	7%	29%
					0,15	1,890	2040	45%	6%	26%
				0,1	0,05	1,120	2204	57%	6%	31%
					0,1	1,761	2139	52%	7%	29%
					0,15	2,062	2121	51%	8%	29%
				0,15	0,05	1,180	2204	57%	6%	31%
					0,1	1,881	2139	52%	7%	29%
					0,15	2,000	2121	51%	8%	29%
			Dependiente	0,05	0,05	1,040	1685	20%	5%	13%
					0,1	1,630	1653	17%	7%	12%
					0,15	1,650	1675	19%	8%	14%
				0,1	0,05	1,033	1851	31%	5%	18%
					0,1	1,438	1744	24%	8%	16%
					0,15	1,790	1675	19%	8%	14%
				0,15	0,05	1,090	1851	31%	5%	18%
					0,1	1,530	1744	24%	8%	16%
					0,15	2,152	1675	19%	8%	14%
A-n61-k9.vrp	1035	98%	Fija	0,05	0,05	0,950	1986	92%	4%	48%
					0,1	1,734	1851	79%	4%	41%
					0,15	2,081	1557	50%	4%	27%
				0,1	0,05	1,160	1998	93%	4%	49%
					0,1	1,630	1962	90%	4%	47%
					0,15	2,140	1626	57%	4%	31%
				0,15	0,05	1,051	1998	93%	4%	49%
					0,1	1,670	1962	90%	4%	47%
					0,15	2,101	1626	57%	4%	31%
			Dependiente	0,05	0,05	0,750	1386	34%	4%	19%
					0,1	1,440	1341	30%	4%	17%
					0,15	1,943	1339	29%	4%	16%
				0,1	0,05	0,760	1368	32%	4%	18%
					0,1	1,430	1367	32%	4%	18%
					0,15	1,880	1362	32%	4%	18%
				0,15	0,05	0,831	1368	32%	4%	18%
					0,1	1,540	1367	32%	4%	18%
					0,15	2,111	1362	32%	4%	18%

Instancias	Mejor solución	Porcentaje de ocupación deseado	LISTA TABÚ	% de Tolerancia Balance de Carga	Diferencia Relativa entre demandas	Tiempo de Ejecución	Distancia recorrida	Diferencia con el óptimo de distancia	Diferencia con el porcentaje de ocupación	Gap promedio de los dos objetivos
A-n62-k8.vrp	1290	92%	Fija	0,05	0,05	1,220	2423	88%	5%	46%
					0,1	1,820	2377	84%	5%	45%
					0,15	2,060	2386	85%	7%	46%
				0,1	0,05	1,031	2423	88%	5%	46%
					0,1	1,740	2377	84%	5%	45%
					0,15	2,190	2386	85%	7%	46%
				0,15	0,05	1,181	2428	88%	5%	46%
					0,1	1,700	2804	117%	4%	61%
					0,15	1,840	2264	75%	9%	42%
			Dependiente	0,05	0,05	1,120	2018	56%	7%	32%
					0,1	1,513	1958	52%	8%	30%
					0,15	2,000	1994	55%	9%	32%
				0,1	0,05	1,020	2018	56%	7%	32%
					0,1	1,473	1958	52%	8%	30%
					0,15	2,161	1994	55%	9%	32%
				0,15	0,05	1,100	1789	39%	5%	22%
					0,1	1,790	1717	33%	6%	20%
					0,15	2,232	1639	27%	7%	17%
A-n63-k10.vrp	1315	93%	Fija	0,05	0,05	1,331	2158	64%	4%	34%
					0,1	1,770	2203	68%	5%	36%
					0,15	2,040	2338	78%	4%	41%
				0,1	0,05	1,281	2158	64%	4%	34%
					0,1	1,561	2203	68%	5%	36%
					0,15	2,291	2338	78%	4%	41%
				0,15	0,05	1,280	2142	63%	5%	34%
					0,1	1,620	2080	58%	6%	32%
					0,15	2,100	2228	69%	5%	37%
			Dependiente	0,05	0,05	1,170	1752	33%	4%	19%
					0,1	1,500	1720	31%	3%	17%
					0,15	2,041	1736	32%	5%	18%
				0,1	0,05	1,180	1752	33%	4%	19%
					0,1	1,560	1720	31%	3%	17%
					0,15	2,180	1736	32%	5%	18%
				0,15	0,05	1,310	1797	37%	6%	21%
					0,1	1,410	1835	40%	6%	23%
					0,15	1,990	1715	30%	5%	18%

Instancias	Mejor solución	Porcentaje de ocupación deseado	LISTA TABÚ	% de Tolerancia Balance de Carga	Diferencia Relativa entre demandas	Tiempo de Ejecución	Distancia recorrida	Diferencia con el óptimo de distancia	Diferencia con el porcentaje de ocupación	Gap promedio de los dos objetivos
A-n63-k9.vrp	1634	97%	Fija	0,05	0,05	1,252	2583	58%	4%	31%
					0,1	1,630	2483	52%	4%	28%
					0,15	1,770	2366	45%	5%	25%
				0,1	0,05	1,171	2617	60%	4%	32%
					0,1	1,791	2491	52%	3%	28%
					0,15	1,850	2482	52%	4%	28%
				0,15	0,05	1,362	2616	60%	4%	32%
					0,1	1,451	2500	53%	5%	29%
					0,15	1,771	2459	50%	4%	27%
			Dependiente	0,05	0,05	1,030	2031	24%	4%	14%
					0,1	1,330	2003	23%	5%	14%
					0,15	1,910	2078	27%	4%	15%
				0,1	0,05	1,090	2089	28%	4%	16%
					0,1	1,432	2053	26%	4%	15%
					0,15	1,681	1978	21%	4%	13%
				0,15	0,05	1,091	2006	23%	5%	14%
					0,1	1,480	1951	19%	5%	12%
					0,15	1,835	1958	20%	4%	12%
A-n64-k9.vrp	1402	94%	Fija	0,05	0,05	1,280	2617	87%	5%	46%
					0,1	1,802	2603	86%	4%	45%
					0,15	2,190	2577	84%	4%	44%
				0,1	0,05	1,201	2617	87%	5%	46%
					0,1	1,730	2603	86%	4%	45%
					0,15	2,381	2577	84%	4%	44%
				0,15	0,05	1,290	2762	97%	6%	51%
					0,1	1,790	2494	78%	5%	41%
					0,15	2,310	2595	85%	4%	45%
			Dependiente	0,05	0,05	1,230	2122	51%	5%	28%
					0,1	1,610	2048	46%	4%	25%
					0,15	1,800	2026	45%	6%	25%
				0,1	0,05	1,110	2122	51%	5%	28%
					0,1	1,620	2048	46%	4%	25%
					0,15	2,050	2026	45%	6%	25%
				0,15	0,05	1,170	2209	58%	6%	32%
					0,1	1,630	2080	48%	5%	27%
					0,15	2,005	2031	45%	5%	25%

Instancias	Mejor solución	Porcentaje de ocupación deseado	LISTA TABÚ	% de Tolerancia Balance de Carga	Diferencia Relativa entre demandas	Tiempo de Ejecución	Distancia recorrida	Diferencia con el óptimo de distancia	Diferencia con el porcentaje de ocupación	Gap promedio de los dos objetivos
A-n65-k9.vrp	1177	97%	Fija	0,05	0,05	1,300	2000	70%	4%	37%
					0,1	2,274	2060	75%	4%	40%
					0,15	2,270	2105	79%	3%	41%
				0,1	0,05	1,241	2000	70%	4%	37%
					0,1	1,730	2060	75%	4%	40%
					0,15	2,370	2105	79%	3%	41%
				0,15	0,05	1,320	2368	101%	3%	52%
					0,1	2,001	2345	99%	3%	51%
					0,15	2,330	2234	90%	3%	47%
			Dependiente	0,05	0,05	1,090	1696	44%	3%	24%
					0,1	1,610	1679	43%	4%	24%
					0,15	2,040	1575	34%	4%	19%
				0,1	0,05	1,110	1696	44%	3%	24%
					0,1	1,689	1679	43%	4%	24%
					0,15	2,210	1575	34%	4%	19%
				0,15	0,05	1,200	1706	45%	3%	24%
					0,1	1,830	1602	36%	4%	20%
					0,15	2,353	1660	41%	4%	22%
A-n69-k9.vrp	1168	94%	Fija	0,05	0,05	0,981	2411	106%	3%	55%
					0,1	1,884	2090	79%	5%	42%
					0,15	1,831	2391	105%	6%	55%
				0,1	0,05	1,150	2411	106%	3%	55%
					0,1	1,662	2090	79%	5%	42%
					0,15	2,103	2391	105%	6%	55%
				0,15	0,05	1,200	2011	72%	5%	39%
					0,1	1,822	2009	72%	5%	39%
					0,15	2,140	2054	76%	6%	41%
			Dependiente	0,05	0,05	1,090	1739	49%	5%	27%
					0,1	1,420	1689	45%	6%	25%
					0,15	1,884	1594	37%	6%	21%
				0,1	0,05	1,030	1739	49%	5%	27%
					0,1	1,580	1689	45%	6%	25%
					0,15	2,040	1594	37%	6%	21%
				0,15	0,05	1,040	1617	38%	5%	22%
					0,1	1,681	1481	27%	5%	16%
					0,15	2,063	1502	29%	5%	17%

Instancias	Mejor solución	Porcentaje de ocupación deseado	LISTA TABÚ	% de Tolerancia Balance de Carga	Diferencia Relativa entre demandas	Tiempo de Ejecución	Distancia recorrida	Diferencia con el óptimo de distancia	Diferencia con el porcentaje de ocupación	Gap promedio de los dos objetivos
A-n80-k10.vrp	1764	94%	Fija	0,05	0,05	2,341	2955	68%	3%	35%
					0,1	2,720	3192	81%	4%	42%
					0,15	3,190	3407	93%	3%	48%
				0,1	0,05	2,090	2955	68%	3%	35%
					0,1	2,560	3192	81%	4%	42%
					0,15	3,481	3407	93%	3%	48%
				0,15	0,05	2,211	3030	72%	4%	38%
					0,1	2,730	3046	73%	4%	39%
					0,15	3,964	3046	73%	4%	39%
			Dependiente	0,05	0,05	2,280	2632	49%	3%	26%
					0,1	3,110	2443	39%	4%	21%
					0,15	3,741	2498	42%	5%	23%
				0,1	0,05	2,250	2632	49%	3%	26%
					0,1	3,595	2443	39%	4%	21%
					0,15	4,061	2498	42%	5%	23%
				0,15	0,05	1,831	2466	40%	4%	22%
					0,1	2,830	2459	39%	3%	21%
					0,15	3,718	2360	34%	3%	19%